



TESIS-SS 142501

**MODEL SUR-SAR DENGAN PENDEKATAN BAYESIAN  
PADA TINGKAT KASUS KRIMINALITAS DI JAWA TIMUR**

ADIATMA  
NRP. 1313 201 035

DOSEN PEMBIMBING  
Dr. Ir. Setiawan, MS.

PROGRAM PASCA SARJANA  
JURUSAN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA  
2015



THESIS-SS 142501

***SUR-SAR MODEL WITH BAYESIAN APPROACH ON  
CRIME RATE IN EAST JAVA***

ADIATMA  
NRP 1313 201 035

SUPERVISOR  
Dr. Ir. Setiawan, MS.

PROGRAM OF MAGISTER  
DEPARTMENT OF STATISTICS  
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA  
2015

**MODEL SUR-SAR DENGAN PENDEKATAN BAYESIAN PADA  
TINGKAT KASUS KRIMINALITAS DI JAWA TIMUR**

**Tesis ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar**

**Magister Sains (M.Si)**

**di**

**Institut Teknologi Sepuluh Nopember**

**Oleh:**

**ADIATMA**

**NRP. 1313201035**

**Tanggal Ujian  
Periode Wisuda**

**: 01 Juni 2015  
: September 2015**

**Disetujui Oleh:**

  
**1. Dr. Ir. Setiawan, MS.  
NIP.19601030 198701 1 001**

**(Pembimbing)**

  
**2. Dr. Suhartono, M.Sc.  
NIP.19710929 199512 1 001**

**(Penguji)**

  
**3. Dr. Ismaini Zain, M.Si.  
NIP. 19600525 198803 2 001**

**(Penguji)**

**Direktur Program Pascasarjana**

  
**Prof. Dr. Ir. Adi Soeprijanto, MT.  
NIP. 19640405 199002 1 001**



## Model SUR-SAR dengan Pendekatan Bayesian pada Tingkat Kasus Kriminalitas di Jawa Timur

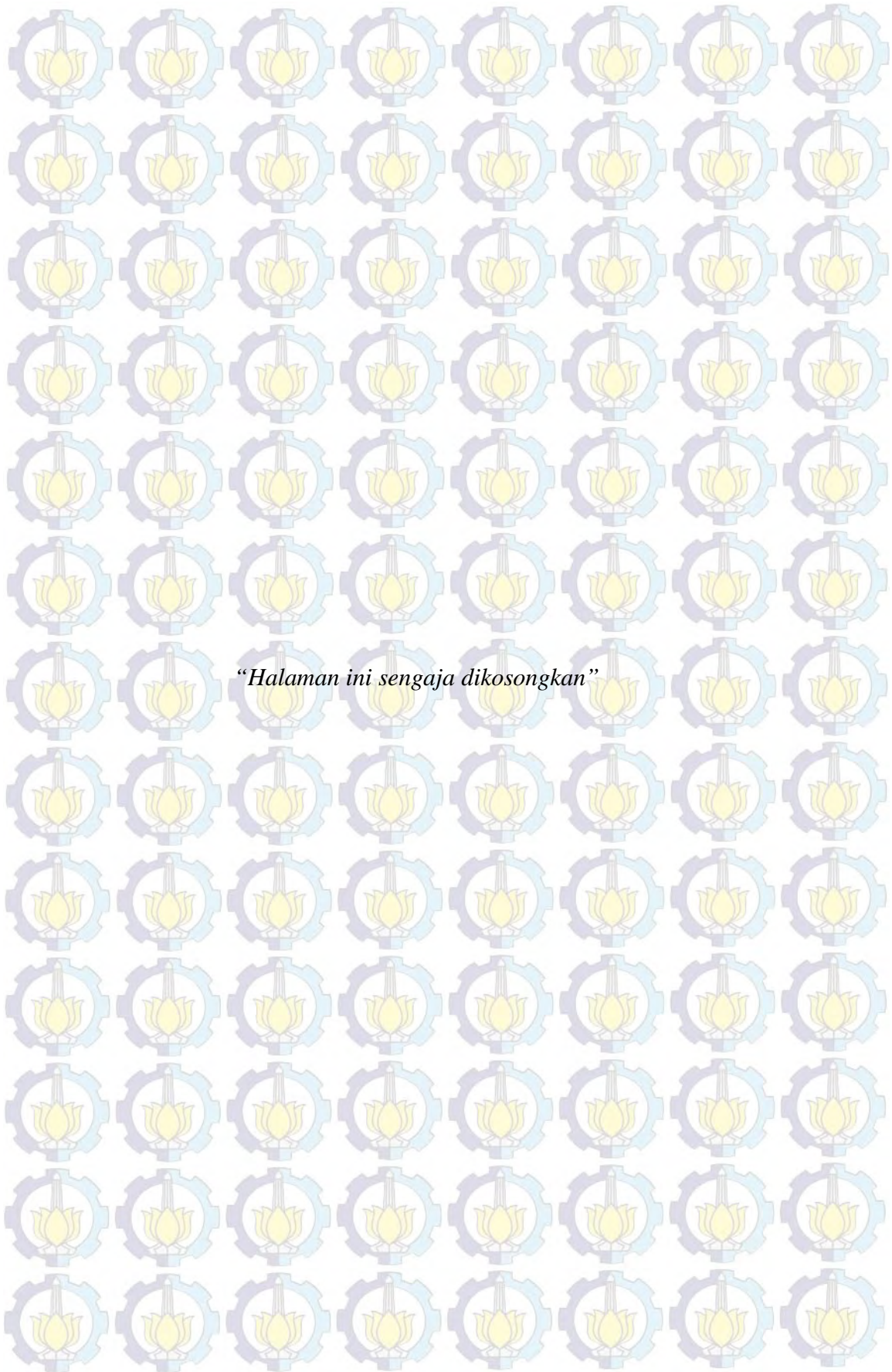
Nama Mahasiswa : Adiatma  
NRP : 1313201035  
Pembimbing : Dr. Ir. Setiawan, MS.

### ABSTRAK

Kriminologi adalah ilmu pengetahuan tentang kejahatan atau kriminalitas yang dapat dilihat dari perspektif biologis, sosiologis dan lain-lain. Tindakan kriminalitas di Indonesia semakin meningkat baik variasi maupun jumlahnya setiap tahun. Untuk mengetahui faktor yang menyebabkan terjadinya kasus kriminalitas, keterkaitan secara spasial antar wilayah perlu diperhatikan karena berkaitan dengan suatu lokasi atau wilayah. Namun, fenomena yang sering terjadi pada kasus yang melibatkan data spasial terdapat kecenderungan adanya heteroskedastisitas karena setiap wilayah mempunyai karakteristik yang berbeda-beda. Dengan demikian diperlukan salah satu pendekatan metode yang sesuai dengan kondisi tersebut yaitu metode Bayesian. Di sisi lain, pemodelan suatu fenomena seringkali melibatkan beberapa persamaan diantaranya adalah *Seemingly Unrelated Regression* (SUR). SUR adalah salah satu model ekonometrika yang terdiri atas beberapa persamaan regresi dan antar persamaan tersebut terjadi kaitan satu sama lainnya yaitu dengan adanya korelasi antar *error* dalam persamaan yang berbeda. Model SUR-SAR dengan pendekatan Bayesian diharapkan mampu mengatasi heteroskedastisitas. Penelitian ini dilakukan untuk memodelkan tingkat kasus kriminalitas dari sudut pandang spasial atau kewilayahan. Model SUR-SAR dengan pendekatan Bayesian menggunakan fungsi *likelihood* dengan *error* berdistribusi independen  $N(0, \Omega)$ . Model tersebut menggunakan *prior*  $\beta$ ,  $\Omega$  dan  $\rho$  sebagai parameter model. Penerapan model SUR-SAR dengan pendekatan Bayesian pada tingkat kasus kriminalitas di Jawa Timur dengan pembobot *customized* memberikan informasi bahwa indeks Gini berpengaruh secara signifikan terhadap tingkat kasus pencurian dan tingkat kasus penipuan. Selain itu keterkaitan secara spasial tidak berpengaruh secara signifikan terhadap tingkat kasus kekerasan, tingkat kasus pencurian, dan tingkat kasus penipuan.

**Kata Kunci:** Bayesian, *Customized*, Heteroskedastisitas, MCMC, SAR, SUR, Tingkat Kriminalitas.





*“Halaman ini sengaja dikosongkan”*





## SUR-SAR Model with Bayesian Approach on Crime Rate in East Java

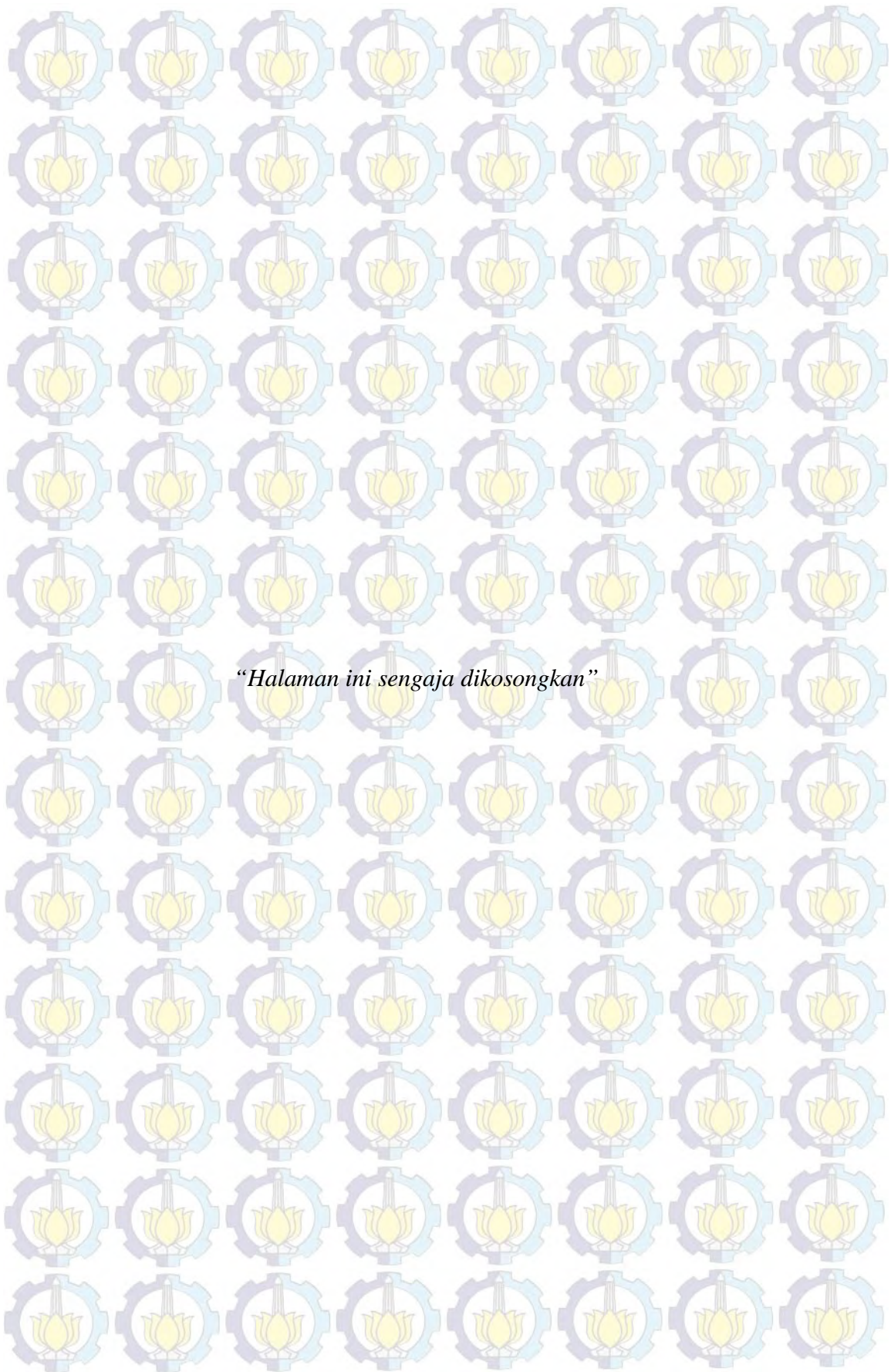
Name : Adiatma  
NRP : 1313201035  
Supervisor : Dr. Ir. Setiawan, MS.

### ABSTRACT

Criminology is knowledge of crime viewed on biological and sociological perspective. It is growing up in variations and the quantities. Identifying the factors, the spatially correlated among regions needs to focus on. However, phenomena encountered occasionally on complications involving spatial or region data, there is a tendency of heteroscedasticity because of diverse characteristics regions. Thus, it requires a method which is appropriate with the matters, that is Bayesian methods. Moreover, the model of phenomena used to involve some equations such as Seemingly Unrelated Regression (SUR). SUR is one of econometrics models consisting of several correlated regression equations, it is correlated error among them. SUR-SAR model with Bayesian approach is expected to overwhelm the heteroscedasticity. This research is conducted to model crime rate in spatial cases. It involves likelihood function with error independently distributes  $N(0, \Omega)$ . It utilizes priors  $\beta$ ,  $\Omega$  and  $\rho$  as model parameters. Application of model in crime rate in east Java with customized weight informs that the Gini index is significantly effect on thievery and deception rate. Furthermore, spatial correlation is not significantly influent on violence rate, thievery rate, and deception rate as well.

**Keywords:** Bayesian, *Customized*, Crime Rate, Heteroscedasticity, MCMC, SAR, SUR





*“Halaman ini sengaja dikosongkan”*



## KATA PENGANTAR

Segala puji hanya bagi Allah, kami memuji-Nya, memohon pertolongan kepada-Nya, kami berlindung kepada Allah dari kejahatan diri-diri kami dan kejelekan amal perbuatan kami. Barangsiapa yang Allah beri petunjuk, maka tidak ada yang dapat menyesatkannya, dan barangsiapa yang Allah sesatkan, maka tidak ada yang dapat memberi petunjuk. Oleh karena itu, penulis panjatkan kehadiran Allah SWT yang telah memberikan limpahan Rahmat dan Hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis dengan judul

### **“MODEL SUR-SAR DENGAN PENDEKATAN BAYESIAN PADA TINGKAT KASUS KRIMINALITAS DI JAWA TIMUR”**

Dalam menyusun tesis ini, penulis memperoleh banyak bantuan dari berbagai pihak, baik secara langsung maupun tidak langsung. Oleh sebab itu, pada kesempatan ini penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Kedua orang tua yang selalu mendoakan dengan penuh keikhlasan dan kasih sayang.
2. Dr. Ir. Setiawan, MS. selaku dosen pembimbing yang telah banyak meluangkan waktu serta dengan penuh kesabaran dan keikhlasan dalam memberikan bimbingan, saran dan masukan serta motivasi.
3. Dr. Suhartono, M.Sc. dan Dr. Ismaini Zain, M.Si. yang telah banyak memberikan saran dan masukan untuk perbaikan tesis ini.
4. Dr. Purnadi, M.Sc. selaku dosen wali di ITS Surabaya.
5. Dr. Muhammad Mashuri, MT. selaku Ketua Jurusan Statistika FMIPA ITS Surabaya.
6. Dr. Suhartono, M.Sc. selaku Koordinator Program Studi Magister Jurusan Statistika ITS Surabaya.
7. Bapak dan Ibu dosen selaku pengajar di jurusan Statistika atas pembekalan ilmu selama penulis menempuh pendidikan di Program Studi Magister Jurusan Statistika ITS Surabaya.
8. Adik dan semua keluarga yang telah memberikan dukungan, motivasi, semangat dan doa.



9. Teman-teman S2 Statistika angkatan 2013 serta semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu atas semua dukungan dan bantuan sampai tesis ini dapat diselesaikan.

Akhir kata, semoga segala kebaikan yang telah diberikan kepada penulis, mendapatkan pahala dari Allah SWT dan penulis menyadari dengan segala kerendahan hati bahwa tesis ini masih jauh dari kesempurnaan. Untuk itu, kritik dan saran yang membangun sangat penulis harapkan demi kesempurnaan tesis ini. Semoga tesis ini dapat bermanfaat, khususnya bagi diri pribadi dan bagi orang lain pada umumnya. Aamiin...

Surabaya, Juni 2015

Penulis



## DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL .....	i
LEMBAR PENGESAHAN.....	iii
ABSTRAK .....	v
ABSTRACT .....	vii
KATA PENGANTAR .....	ix
DAFTAR ISI .....	xi
DAFTAR TABEL .....	xiii
DAFTAR GAMBAR .....	xv
DAFTAR LAMPIRAN .....	xvii
BAB 1 PENDAHULUAN .....	1
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	4
1.3 Tujuan Penelitian .....	4
1.4 Manfaat Penelitian .....	5
1.5 Batasan Masalah .....	5
BAB 2 KAJIAN PUSTAKA .....	7
2.1 Model <i>Seemingly Unrelated Regression</i> .....	7
2.2 Model Regresi Spasial .....	9
2.2.1 Dependensi Spasial .....	11
2.2.2 Heterogenitas Spasial .....	12
2.2.3 Pembobot Spasial .....	13
2.3 Model SUR-SAR .....	14
2.4 Pengujian Efek Spasial pada SUR-SAR .....	15
2.5 Metode Bayesian .....	16
2.6 Estimasi <i>Markov Chain Monte Carlo</i> (MCMC) .....	17
2.7 Tingkat Kriminalitas .....	20



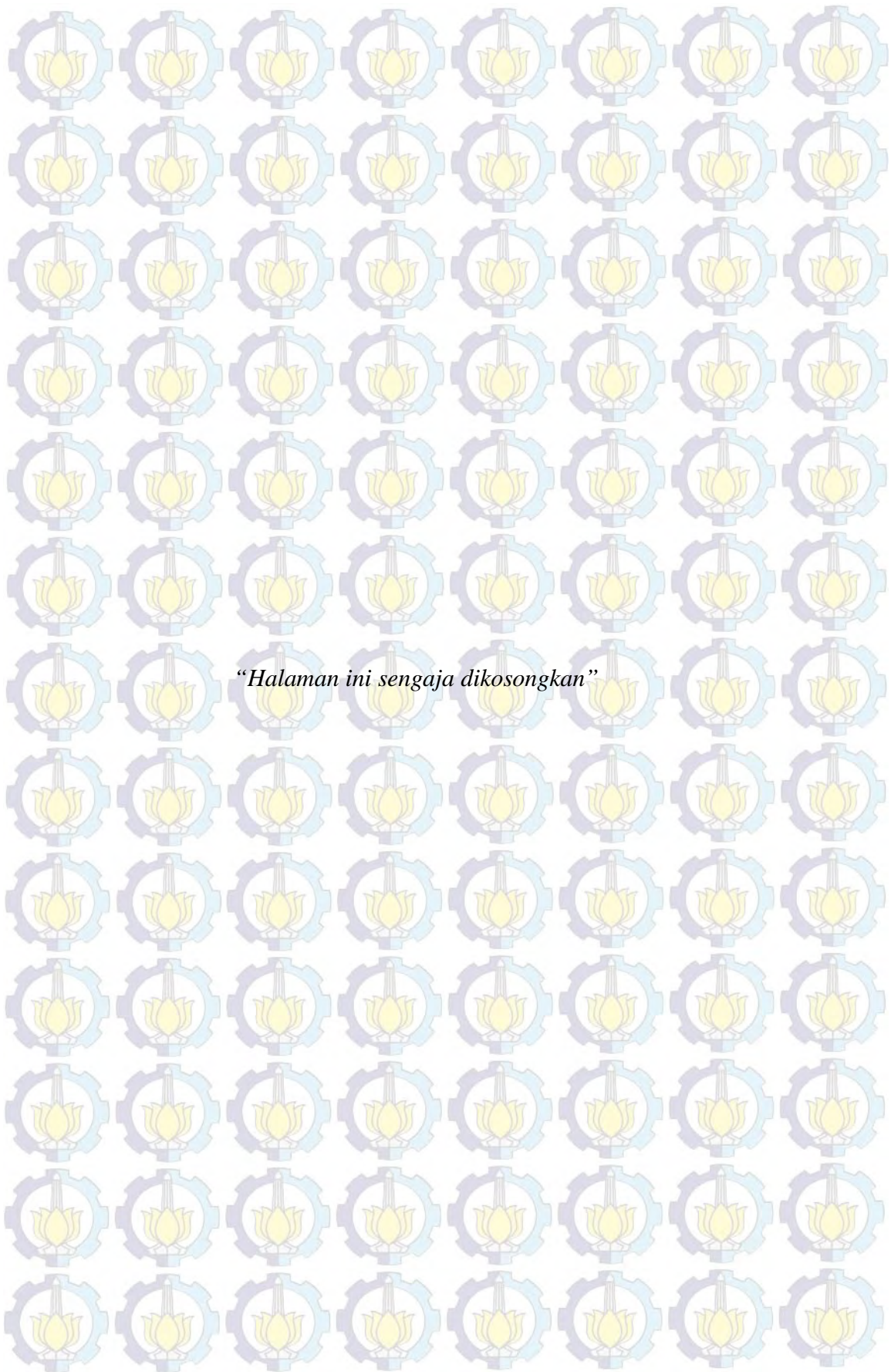
2.8 Distribusi Pendapatan .....	23
<b>BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN.....</b>	<b>27</b>
3.1 Sumber Data .....	27
3.2 Variabel Penelitian .....	28
3.3 Definisi Variabel Operasional .....	28
3.4 Konstruksi Model .....	29
3.5 Metode Analisis .....	31
<b>BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN .....</b>	<b>33</b>
4.1 Model SUR-SAR dengan Pendekatan Bayesian .....	33
4.2 Identifikasi Variabel Tingkat Kasus Kriminalitas di Jawa Timur .....	37
4.2.1 Deskripsi Tingkat Kasus Kriminalitas di Jawa Timur dan Variabel yang Mempengaruhi .....	37
4.2.2 Identifikasi Pola Hubungan Antar Variabel .....	47
4.3 Pemodelan Tingkat Kasus Kriminalitas di Jawa Timur .....	52
4.3.1 Pemodelan Regresi Linier Berganda .....	52
4.3.2 Pengujian Efek Spasial pada SUR .....	54
4.3.3 Pemodelan SUR-SAR .....	55
4.3.4 Pemodelan SUR-SAR dengan Pendekatan Bayesian .....	59
<b>BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN .....</b>	<b>65</b>
5.1 Kesimpulan .....	65
5.2 Saran .....	65
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>67</b>
<b>LAMPIRAN .....</b>	<b>71</b>
<b>BIOGRAFI PENULIS .....</b>	<b>105</b>



## DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 3.1 Variabel Penelitian .....	28
Tabel 3.2 Struktur Data Variabel Penelitian .....	28
Tabel 4.1 Korelasi Antar Variabel .....	52
Tabel 4.2 Hasil Estimasi Parameter Model Regresi Linier Berganda .....	53
Tabel 4.3 Korelasi Antar <i>Error</i> Model .....	53
Tabel 4.4 Pengujian Efek Spasial .....	54
Tabel 4.5 Pengujian <i>Lagrange Multiplier</i> .....	55
Tabel 4.6 Konektivitas Kabupaten/Kota di Jawa Timur .....	57
Tabel 4.7 Hasil Estimasi Parameter Model SUR-SAR .....	59
Tabel 4.8 Hasil Estimasi Parameter Model SUR-SAR dengan Pendekatan Bayesian .....	61





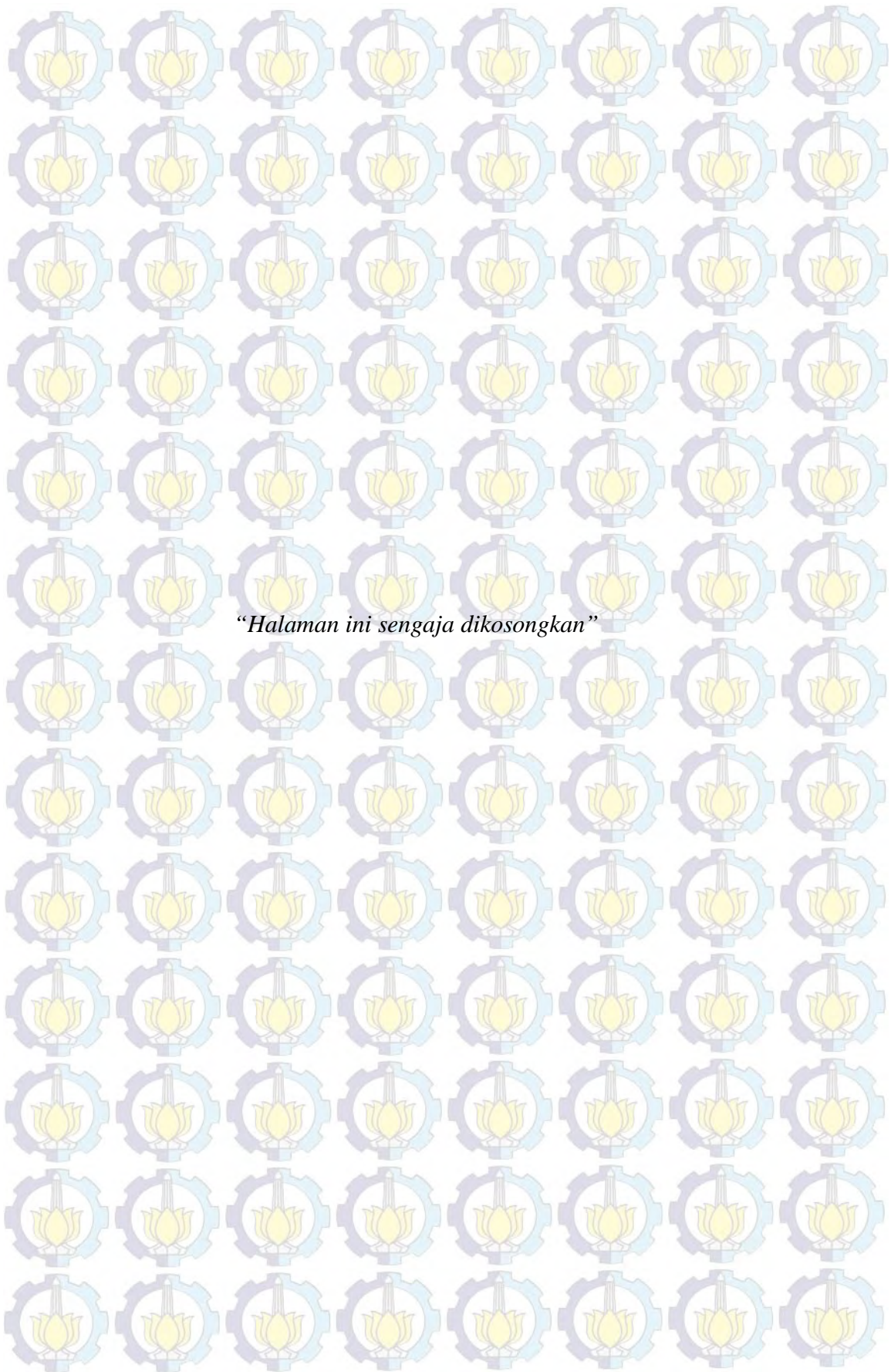
*“Halaman ini sengaja dikosongkan”*



## DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 3.1 Peta Administratif Wilayah Kabupaten Kota di Jawa Timur.....	27
Gambar 4.1 Pemetaan Tingkat Kasus Kekerasan di Jawa Timur Tahun 2012 .....	39
Gambar 4.2 Pemetaan Tingkat Kasus Pencurian di Jawa Timur Tahun 2012 .....	40
Gambar 4.3 Pemetaan Tingkat Kasus Penipuan di Jawa Timur Tahun 2012 .....	41
Gambar 4.4 Pemetaan Persentase Penduduk Miskin di Jawa Timur Tahun 2012 ....	42
Gambar 4.5 Pemetaan Kepadatan Penduduk di Jawa Timur Tahun 2012.....	43
Gambar 4.6 Pemetaan PDRB Per Kapita di Jawa Timur Tahun 2012 .....	44
Gambar 4.7 Pemetaan Tingkat Pengangguran Terbuka di Jawa Timur Tahun 2012	45
Gambar 4.8 Pemetaan Indeks Gini di Jawa Timur Tahun 2012 .....	46
Gambar 4.9 Pola Hubungan Antara Variabel Prediktor dengan Tingkat Kasus Kekerasan .....	48
Gambar 4.10 Pola Hubungan Antara Variabel Prediktor dengan Tingkat Kasus Pencurian .....	49
Gambar 4.11 Pola Hubungan Antara Variabel Prediktor dengan Tingkat Kasus Penipuan .....	50





*“Halaman ini sengaja dikosongkan”*

## BIOGRAFI PENULIS



### Adiatma

Penulis dilahirkan di Bulukumpa Kabupaten Bulukumba pada tanggal 13 Juni 1990, merupakan anak pertama dari tiga bersaudara. Penulis telah menempuh pendidikan formal yaitu di TK Dharma Wanita (1994-1995), SD 104 Jannaya (1995-2002), SLTP Negeri 2 Kajang (2002-2005), SMA Negeri 1 Labakkang (2005-2008).

Kemudian penulis melanjutkan pendidikan ke jenjang sarjana di Program Studi Pendidikan Matematika Bilingual Universitas Negeri Makassar (2008-2012). Pada tahun 2013 penulis melanjutkan jenjang pendidikan S2 Statistika di Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya. Penulis banyak menekuni bidang statistika spasial dengan aplikasinya dalam dunia bisnis dan ekonomi. Pembaca yang ingin memberikan kritik, saran dan pertanyaan mengenai penelitian ini, dapat menghubunginya melalui email [adiatma\\_rh@yahoo.com](mailto:adiatma_rh@yahoo.com).



# **BAB 1**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Kriminologi merupakan ilmu pengetahuan tentang kejahatan atau kriminalitas yang dapat dilihat dari perspektif biologis, sosiologis, dan lainnya. Ilmu ini juga memberikan dua arti untuk istilah kejahatan atau kriminalitas, yakni secara yuridis dan sosiologis. Menurut Bonger (1982) secara yuridis, kejahatan berarti perbuatan anti sosial yang secara sadar mendapat reaksi dari negara berupa pemberian derita dan kemudian sebagai reaksi terhadap rumusan hukum mengenai kejahatan. Secara sosiologis, kejahatan merupakan suatu perilaku manusia yang diciptakan oleh masyarakat.

Tindakan kriminalitas di Indonesia semakin meningkat baik variasi maupun jumlahnya setiap tahun. Misalnya pembunuhan, perkosaan, penganiayaan, perusakan, pencurian, penipuan, penadahan, dan kasus lain yang membuat masyarakat merasa tidak aman. Menurut Badan Pusat Statistik, kasus tindakan kriminalitas di Provinsi Jawa Timur menempati urutan tertinggi kedua setelah DKI Jakarta pada tahun 2009. Setelah itu hingga tahun 2011, Jawa Timur termasuk dalam lima besar Provinsi dengan angka kasus tindakan kriminalitas tertinggi di Indonesia. Hal ini sesuai dengan data Analisa dan Evaluasi Polda Jatim yang menunjukkan bahwa angka kasus tindakan kriminalitas di tahun 2011 mengalami peningkatan. Kasus tindakan kriminalitas tersebut tidak dapat terjadi dengan sendirinya tanpa dipengaruhi oleh beberapa faktor.

Kasus kriminalitas tersebut terjadi disebabkan oleh berbagai faktor, baik dari internal maupun eksternal (Abdulsyani, 1987). Misalnya tingkat pendidikan yang didapatkan, gaji atau upah yang tidak mencukupi, dan hubungan keluarga. Faktor tersebut banyak ditemukan di pusat penahanan remaja di negara-negara besar seperti di Australia (Cunneen dan White, 2002) dan Amerika Serikat (Krisberg, 2005). Selain itu, dalam penelitian Kakamu, Polasek, dan Wago (2008) yang dilakukan di



Jepang juga mencatat bahwa tingkat kasus kriminalitas yang terjadi dipengaruhi oleh pengangguran, pendapatan, dan tingkat penangkapan. Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan sebelumnya, maka dapat dikatakan bahwa faktor yang dominan berpengaruh terhadap kasus kriminalitas adalah fenomena ekonomi.

Salah satu cara yang digunakan dalam mendefinisikan hubungan antar fenomena ekonomi digunakan analisis regresi. Untuk mengetahui pengaruh ekonomi khususnya pada tingkat kasus kriminalitas dengan menggunakan analisis regresi, keterkaitan secara spasial antar wilayah perlu diperhatikan karena berkaitan dengan suatu lokasi atau wilayah. Keterkaitan spasial antar wilayah tersebut cenderung sering terjadi karena pengaruh lokasi yang saling berdekatan. Untuk mengetahui pengaruh hubungan antara lokasi dengan respon yang ada, maka setiap wilayah tidak dapat dipandang sebagai sebuah unit observasi yang berdiri sendiri dan tidak terkait dengan lokasi wilayah lainnya sehingga diperlukan analisis spasial.

Dalam analisis spasial khususnya spasial ekonometrika, metode estimasi parameter yang sering digunakan oleh para peneliti adalah metode *Maximum Likelihood Estimation* atau MLE (Klarl, 2010). Salah satu asumsi yang digunakan pada metode MLE adalah residualnya berdistribusi normal dengan varian konstan atau identik tiap observasi (homoskedastisitas). Namun, menurut Arbia (2006), ketika suatu studi berhadapan dengan data spasial (khususnya dengan data *regional*), heteroskedastisitas adalah fenomena umum yang sesuai dengan sifat dasar pengumpulan data. Misalnya ketidakmerataan konsentrasi baik penduduk maupun aktivitas ekonomi dan kesenjangan antara daerah pedesaan dan perkotaan. Oleh sebab itu, diperlukan salah satu pendekatan metode yang sesuai dengan kondisi tersebut.

Pendekatan dengan metode Bayesian dapat digunakan untuk kasus data spasial yang memiliki sifat heteroskedastisitas dengan penambahan distribusi *prior* sebagai informasi awal. Menurut Lesage (1997) bahwa metode Bayesian menggunakan distribusi *prior* pada parameter *varians error* untuk mengakomodasi *varians error* yang tidak sama antar observasi. Sementara Lacombe (2008) lebih fokus pada penguraian secara detail analisis matematis yang dibutuhkan dalam



penerapan teknik *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC). Metode Bayesian mempunyai beberapa keunggulan terhadap penanganan data spasial yang disebutkan dalam beberapa penelitian sebelumnya yaitu penggunaannya lebih fleksibel, secara konseptual lebih mudah dipahami dan mempunyai tingkat akurasi yang tinggi. Selain mempunyai keunggulan juga mempunyai kelemahan yaitu waktu yang dibutuhkan dalam memproses data lebih lama daripada metode MLE.

Selain persamaan tunggal dalam model regresi spasial ekonometrika juga melibatkan beberapa persamaan yang saling terkait seperti persamaan simultan dan persamaan *Seemingly Unrelated Regression* atau SUR (Setiawan dan Kusrini, 2010). SUR pertama kali diperkenalkan oleh Zellner (1962) yang merupakan pengembangan dari model regresi linier. SUR merupakan suatu sistem persamaan yang terdiri dari beberapa persamaan regresi, dimana setiap persamaan memiliki respon yang berbeda dan dimungkinkan memiliki himpunan prediktor yang berbeda-beda pula. SUR juga merupakan model ekonometrika yang banyak digunakan untuk menyelesaikan beberapa persamaan regresi dimana masing-masing persamaan memiliki parameter sendiri dan terlihat bahwa tiap persamaan tidak berhubungan. Tetapi antar persamaan tersebut terjadi kaitan satu sama lainnya yaitu dengan adanya korelasi antar *error* dalam persamaan yang berbeda. Oleh sebab itu, kelebihan dari sistem persamaan SUR adalah mampu mengakomodasi adanya korelasi antara *error* suatu persamaan dengan *error* persamaan lain.

Sejak diperkenalkan model SUR oleh Zellner (1962), maka penelitian yang berkaitan dengan model SUR telah banyak dilakukan. Ada beberapa peneliti yang telah berkontribusi terhadap pengembangan masalah estimasi SUR yakni, Kakwani (1967), Guilkey dan Schmidt (1973), serta Dwivedi dan Srivastava (1978). Zellner (1971) juga merupakan orang pertama yang telah memperkenalkan estimasi SUR dengan pendekatan Bayesian. Kemudian Percy (1992), Chib dan Greenberg (1995), Smith dan Kohn (2000), Ng.V (2001), serta Zellner dan Ando (2010) merupakan peneliti yang telah melakukan analisis Bayesian SUR.



Pengembangan estimasi dan pengujian model ekonomi dengan pendekatan Bayesian dalam berbagai kasus telah banyak dilakukan khususnya pada kasus kriminalitas. Misalnya dalam penelitian Anselin (1988) yang menerapkan interaksi spasial pada kasus kriminalitas. Namun, pada penelitian Anselin (1988) belum membahas masalah heteroskedastisitas. Selain penelitian tersebut juga telah dikembangkan bagaimana mengestimasi model ekonomi untuk kasus kriminalitas yang dilakukan oleh Cornwell dan Trumbull (1994). Akan tetapi model yang dihasilkan pada penelitian tersebut dianggap memenuhi sifat homoskedastisitas. Padahal terkadang dalam suatu masalah, kebanyakan masih mengandung sifat heteroskedastisitas.

Dengan adanya alternatif dalam model SUR Spasial Autoregresi (SAR) dengan pendekatan Bayesian yang mampu mengatasi sifat heteroskedastisitas, maka penelitian ini dilakukan untuk memodelkan tingkat kasus kriminalitas dari sudut pandang spasial atau kewilayahan. Diharapkan hasil model tingkat kasus kriminalitas yang didapatkan mampu menjelaskan faktor-faktor penyebabnya antar Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur tahun 2012.

## **1.2 Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang di atas, permasalahan yang diangkat dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Bagaimana tahapan model SUR-SAR dengan pendekatan Bayesian?
2. Bagaimana penerapan model SUR-SAR dengan pendekatan Bayesian pada tingkat kasus kriminalitas di Jawa Timur?

## **1.3 Tujuan Penelitian**

Tujuan yang ingin dicapai dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mengkaji tahapan model SUR-SAR dengan pendekatan Bayesian.
2. Melakukan penerapan model SUR-SAR dengan pendekatan Bayesian pada tingkat kasus kriminalitas di Jawa Timur.



#### **1.4 Manfaat Penelitian**

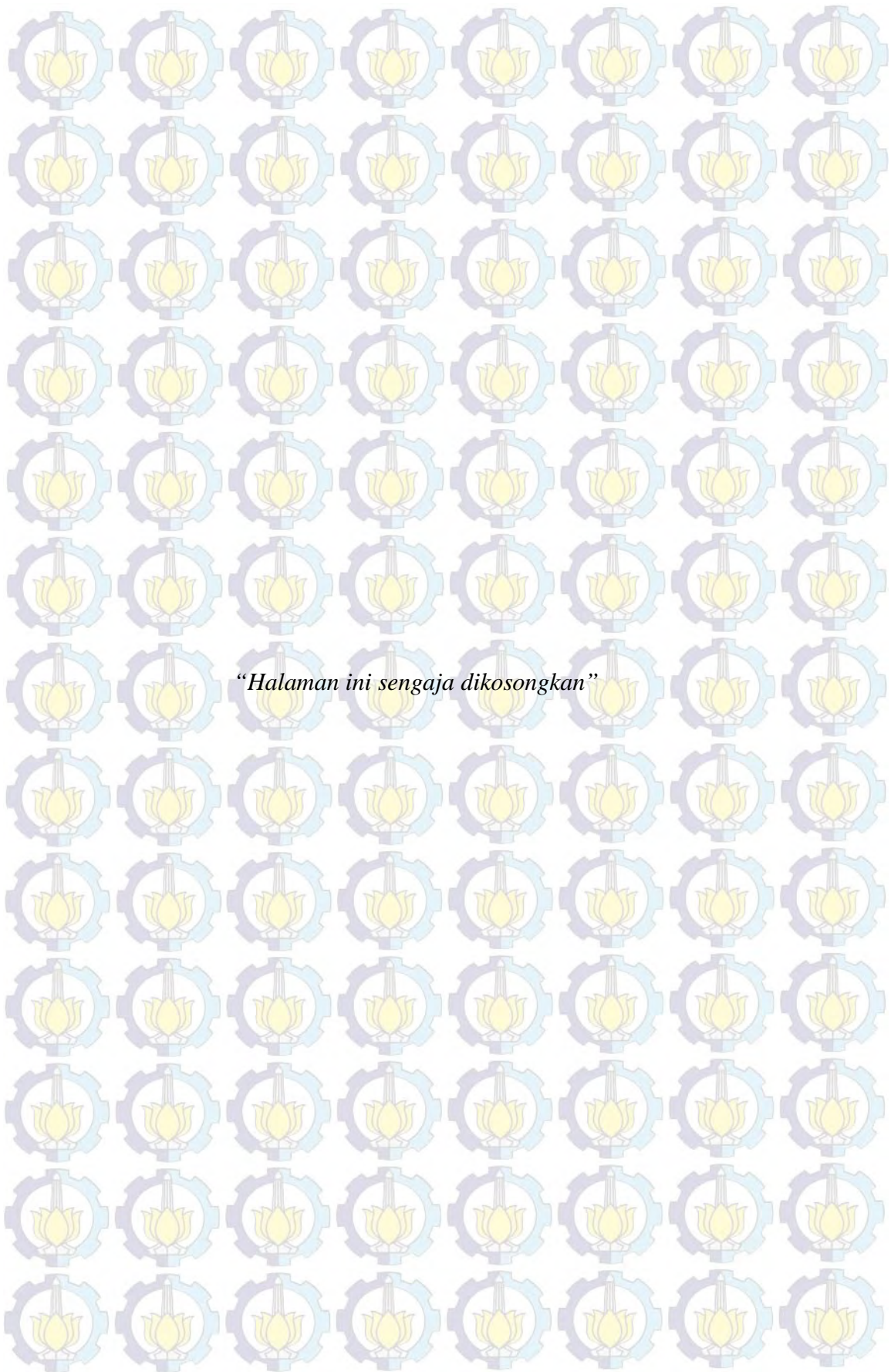
Manfaat yang ingin diperoleh dari hasil penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Bagi ilmu pengetahuan, mengembangkan informasi dan wawasan keilmuan mengenai pemodelan dan penerapan SUR-SAR dengan pendekatan Bayesian dalam mengatasi sifat heteroskedastisitas.
2. Bagi Pemerintah Provinsi Jawa Timur serta Dinas terkait, dapat dijadikan sebagai bahan acuan dalam membuat kebijakan terkait dengan tingkat kasus kriminalitas.

#### **1.5 Batasan Masalah**

Batasan masalah yang ditentukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Pengujian efek spasial hanya dibatasi pada *Langrange Multiplier Test*.
2. Estimasi parameter yang digunakan adalah metode MCMC yaitu *Gibbs Sampling* dan *Metropolis Hasting*.
3. Data tingkat kasus kriminalitas yang digunakan adalah data tahun 2012 yang meliputi data tingkat kasus kekerasan, data tingkat kasus pencurian dan data tingkat kasus penipuan yang terlapor pada Instansi Kepolisian Daerah Jawa Timur.



*“Halaman ini sengaja dikosongkan”*



## BAB 2

### KAJIAN PUSTAKA

#### 2.1 Model *Seemingly Unrelated Regression*

Zellner (1962) pertama kali memperkenalkan model *Seemingly Unrelated Regression* (SUR) yang merupakan pengembangan dari model regresi linier. SUR merupakan suatu sistem persamaan yang terdiri dari beberapa persamaan regresi, dimana setiap persamaan memiliki variabel respon yang berbeda dan dimungkinkan memiliki variabel prediktor yang berbeda-beda pula. SUR juga merupakan model ekonometrika yang banyak digunakan untuk menyelesaikan beberapa persamaan regresi dimana masing-masing persamaan memiliki parameter sendiri dan terlihat bahwa tiap persamaan tidak berhubungan. Akan tetapi antar persamaan tersebut terdapat hubungan satu sama lainnya yaitu dengan adanya korelasi antar *error* pada persamaan yang berbeda. Oleh sebab itu, kelebihan dari sistem persamaan SUR adalah mampu mengakomodasi adanya korelasi antara *error* suatu persamaan dengan *error* persamaan lain.

Menurut Kmenta (1971) bahwa secara umum model SUR untuk  $M$  buah persamaan dapat ditulis dengan

$$\begin{aligned} y_{1i} &= \beta_{11}X_{1i,1} + \beta_{12}X_{1i,2} + \dots + \beta_{1K_1}X_{1i,K_1} + \varepsilon_{1i} \\ y_{2i} &= \beta_{21}X_{2i,1} + \beta_{22}X_{2i,2} + \dots + \beta_{2K_2}X_{2i,K_2} + \varepsilon_{2i} \\ &\vdots \\ y_{Mi} &= \beta_{M1}X_{Mi,1} + \beta_{M2}X_{Mi,2} + \dots + \beta_{MK_M}X_{Mi,K_M} + \varepsilon_{Mi} \end{aligned} \quad (2.1)$$

$i = 1, 2, \dots, N.$

Dengan menggunakan notasi matrik, maka persamaan (2.1) menjadi

$$y_1 = X_1\beta_1 + \varepsilon_1$$

$$y_2 = X_2\beta_2 + \varepsilon_2$$

$$\vdots$$

$$y_M = X_M\beta_M + \varepsilon_M$$

atau

$$\mathbf{y}_m = \mathbf{X}_m \boldsymbol{\beta}_m + \boldsymbol{\varepsilon}_m \quad (m = 1, 2, \dots, M).$$

dengan

$\mathbf{y}_m$  adalah vektor berukuran  $(N \times 1)$

$\mathbf{X}_m$  adalah matrik berukuran  $(N \times K_m)$

$\boldsymbol{\beta}_m$  adalah vektor berukuran  $(K_m \times 1)$

$\boldsymbol{\varepsilon}_m$  adalah vektor berukuran  $(N \times 1)$ .

Pada sistem pemodelan SUR, Kmenta (1971) mengasumsikan bahwa  $\boldsymbol{\varepsilon}_m$  adalah berdistribusi normal dengan mean

$$E(\varepsilon_{mi}) = 0 \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (2.2)$$

dan matrik varians-kovarians diperoleh dari

$$E(\boldsymbol{\varepsilon}_m \boldsymbol{\varepsilon}_m^T) = \sigma_{mm} \mathbf{I}_N \quad (2.3)$$

dengan  $\mathbf{I}_N$  merupakan matrik identitas berukuran  $(N \times N)$ .

Perlu diketahui bahwa setiap persamaan diharapkan memenuhi asumsi dari model regresi linear klasik. Artinya tidak bisa mengesampingkan kemungkinan distribusi regresi pada setiap persamaan yang berbeda saling berkorelasi. Dalam hal ini diperoleh

$$E(\boldsymbol{\varepsilon}_m \boldsymbol{\varepsilon}_p^T) = \sigma_{mp} \mathbf{I}_N \quad (m, p = 1, 2, \dots, M). \quad (2.4)$$

Dalam melakukan perhitungan hubungan *error* antar persamaan, maka persamaan (2.1) disederhanakan menjadi

$$\begin{bmatrix} \mathbf{y}_1 \\ \mathbf{y}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{y}_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_1 & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{X}_2 & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{X}_M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\beta}_1 \\ \boldsymbol{\beta}_2 \\ \vdots \\ \boldsymbol{\beta}_M \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \boldsymbol{\varepsilon}_1 \\ \boldsymbol{\varepsilon}_2 \\ \vdots \\ \boldsymbol{\varepsilon}_M \end{bmatrix}$$

atau dapat ditulis

$$\mathbf{y} = \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}$$

dengan

$\mathbf{y}$  adalah vektor berukuran  $(MN \times 1)$

$\mathbf{X}$  adalah matrik berukuran  $(MN \times \sum_{m=1}^M K_m)$

$\boldsymbol{\beta}$  adalah vektor berukuran  $(\sum_{m=1}^M K_m \times 1)$



$\boldsymbol{\varepsilon}$  adalah vektor berukuran  $(MN \times 1)$ .

Struktur matrik varians-kovarians  $\boldsymbol{\varepsilon}$  adalah

$$\begin{aligned}\boldsymbol{\Omega} &= E(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}^T) \\ \boldsymbol{\Omega} &= \begin{bmatrix} E(\boldsymbol{\varepsilon}_1\boldsymbol{\varepsilon}_1^T) & E(\boldsymbol{\varepsilon}_1\boldsymbol{\varepsilon}_2^T) & \dots & E(\boldsymbol{\varepsilon}_1\boldsymbol{\varepsilon}_M^T) \\ E(\boldsymbol{\varepsilon}_2\boldsymbol{\varepsilon}_1^T) & E(\boldsymbol{\varepsilon}_2\boldsymbol{\varepsilon}_2^T) & \dots & E(\boldsymbol{\varepsilon}_2\boldsymbol{\varepsilon}_M^T) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ E(\boldsymbol{\varepsilon}_M\boldsymbol{\varepsilon}_1^T) & E(\boldsymbol{\varepsilon}_M\boldsymbol{\varepsilon}_2^T) & \dots & E(\boldsymbol{\varepsilon}_M\boldsymbol{\varepsilon}_M^T) \end{bmatrix} \\ \boldsymbol{\Omega} &= \begin{bmatrix} \sigma_{11}I & \sigma_{12}I & \dots & \sigma_{1M}I \\ \sigma_{21}I & \sigma_{22}I & \dots & \sigma_{2M}I \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{M1}I & \sigma_{M2}I & \dots & \sigma_{MM}I \end{bmatrix} \\ \boldsymbol{\Omega} &= \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \dots & \sigma_{1M} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \dots & \sigma_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{M1} & \sigma_{M2} & \dots & \sigma_{MM} \end{bmatrix} \otimes I_N \\ \boldsymbol{\Omega} &= \boldsymbol{\Sigma} \otimes I_N\end{aligned}\tag{2.5}$$

dengan  $I_N$  merupakan matrik identitas berukuran  $(N \times N)$ .

## 2.2 Model Regresi Spasial

Menurut hukum Tobler I (1976) bahwa “*Everything is related to everything else, but near things are more related than distant things*”. Hukum tersebut yang menjadi rujukan tentang kajian sains regional. Efek spasial biasanya terdapat pada suatu wilayah dengan wilayah lain, artinya pengamatan di suatu wilayah bergantung pada pengamatan di suatu wilayah yang menjadi tetangganya atau wilayah yang berdekatan. Regresi spasial merupakan suatu metode statistika yang digunakan untuk mengetahui hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor dengan mempertimbangkan keterkaitan antar wilayah.

Anselin (1988) mengembangkan model umum regresi spasial dengan menggunakan data *cross section*. Model regresi ini adalah model ekonometrika spasial yang merupakan pengembangan dari model regresi sederhana yang telah mengakomodasi fenomena autokolerasi spasial. Model umum regresi spasial ditulis dengan bentuk

$$\mathbf{y} = \rho \mathbf{W}_1 \mathbf{y} + \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{u}, \text{ dimana } \mathbf{u} = \lambda \mathbf{W}_2 \mathbf{u} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2.6)$$

$$\mathbf{y} = (\mathbf{I}_N - \rho \mathbf{W}_1)^{-1} \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + (\mathbf{I}_N - \rho \mathbf{W}_1)^{-1} (\mathbf{I}_N - \lambda \mathbf{W}_2)^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}$$

$$\boldsymbol{\varepsilon} \sim N(\mathbf{0}, \sigma^2 \mathbf{I}_N)$$

dengan

$\mathbf{y}$  adalah vektor berukuran  $(N \times 1)$

$\mathbf{X}$  adalah matrik berukuran  $(N \times (M + 1))$

$\boldsymbol{\beta}$  adalah vektor berukuran  $((M + 1) \times N)$

$\rho$  adalah koefisien spasial *lag* dari variabel dependen

$\lambda$  adalah koefisien spasial *autoregressive* dari *error* regresi

$\mathbf{u}$  adalah vektor spasial autokorelasi dari *error* regresi berukuran  $(N \times 1)$

$\boldsymbol{\varepsilon}$  adalah vektor *error* regresi berukuran  $(N \times 1)$  yang bersifat identic independen dan berdistribusi normal

$\mathbf{W}_1$  dan  $\mathbf{W}_2$  adalah matriks pembobot/penimbang spasial berukuran  $(N \times N)$  yang elemen diagonalnya bernilai nol.

Dari bentuk umum regresi spasial, ada beberapa model yang bisa dibentuk pada data *cross-section*, yaitu:

1) Apabila  $\rho = 0$  dan  $\lambda = 0$  maka persamaan menjadi

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}. \quad (2.7)$$

Persamaan ini disebut model regresi klasik dengan mengabaikan efek spasial.

2) Apabila  $\rho \neq 0$  dan  $\lambda = 0$  maka persamaannya menjadi

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= \rho \mathbf{W}_1 \mathbf{y} + \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \\ \mathbf{y} &= (\mathbf{I}_N - \rho \mathbf{W}_1)^{-1} \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + (\mathbf{I}_N - \rho \mathbf{W}_1)^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}. \end{aligned} \quad (2.8)$$

Persamaan ini disebut *Spatial Autoregressive Model* (SAR).

3) Apabila  $\rho = 0$  dan  $\lambda \neq 0$  maka persamaannya menjadi

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{u}, \text{ dimana } \mathbf{u} = \lambda \mathbf{W}_2 \mathbf{u} + \boldsymbol{\varepsilon} \\ \mathbf{y} &= \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + (\mathbf{I}_N - \lambda \mathbf{W}_2)^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}. \end{aligned} \quad (2.9)$$

Persamaan ini disebut *Spatial Error Model* (SEM).



4) Apabila  $\rho \neq 0$  dan  $\lambda \neq 0$  maka persamaannya menjadi

$$y = \rho W_1 y + X\beta + u, \text{ dimana } u = \lambda W_2 u + \varepsilon$$

$$y = (I_N - \rho W_1)^{-1} X\beta + (I_N - \rho W_1)^{-1} u$$

$$y = (I_N - \rho W_1)^{-1} X\beta + (I_N - \rho W_1)^{-1} (I_N - \lambda W_2)^{-1} \varepsilon. \quad (2.10)$$

Persamaan ini disebut *Spatial Autocorrelation* (SAC).

### 2.2.1 Dependensi Spasial

Anselin (1988) mendefinisikan dependensi spasial sebagai adanya hubungan fungsional antara apa yang terjadi pada satu titik dalam ruang dan apa yang terjadi di tempat lain. Untuk melihat besarnya dependensi spasial dapat menggunakan indeks Morans's I yang dirumuskan

$$I = \frac{\varepsilon^T W \varepsilon}{\varepsilon^T \varepsilon} \quad (2.11)$$

dengan

$\varepsilon$  adalah vektor *error* yang diperoleh dengan metode OLS berukuran  $(N \times 1)$

$W$  adalah matrik pembobot spasial yang telah distandarkan berukuran  $(N \times N)$

Matrik pembobot yang belum distandarkan juga dapat menggunakan indeks Moran's I dengan rumus

$$I = \frac{N}{S} \frac{\varepsilon^T W \varepsilon}{\varepsilon^T \varepsilon} \quad (2.12)$$

dengan

$N$  adalah banyaknya pengamatan

$S$  adalah faktor standarisasi yang merupakan jumlah dari seluruh elemen matrik pembobot yang belum distandarkan.

Untuk melihat apakah besarnya dependensi spasial ( $I_j$ ) signifikan pada data dapat dilakukan dengan pengujian pada indeks Moran's I dengan hipotesis

$$H_0: I_j = 0 \text{ (tidak terdapat dependensi spasial)}$$

$$H_1: I_j \neq 0 \text{ (terdapat dependensi spasial).}$$

Kemudian statistik uji yang digunakan dalam pengujian signifikansi pada indeks Moran's I menurut Cliff dan Ord (1981) dengan rumus

$$Z = \frac{[I_j - E(I_j)]}{\text{var}(I_j)^{\frac{1}{2}}} \quad (2.13)$$

dengan

$$E(I_j) = \text{tr}(\mathbf{M}\mathbf{W}) / (N - (M + 1)) \quad (2.14)$$

$$\text{var}(I_j) = \text{tr}(\mathbf{M}\mathbf{W}\mathbf{M}\mathbf{W}^T) + \text{tr}(\mathbf{M}\mathbf{W})^2 + \text{tr}(\mathbf{M}\mathbf{W})^2/d - E(I_j)^2 \quad (2.15)$$

$$\mathbf{M} = \mathbf{I}_N - \mathbf{X}(\mathbf{X}^T\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^T \quad (2.16)$$

$$d = (N - (M + 1))(N - (M + 1) + 2) \quad (2.17)$$

untuk matrik pembobot yang belum distandarkan  $E(I_j)$  dan  $\text{var}(I_j)^{\frac{1}{2}}$  diperoleh

$$E(I_j) = (N/S) \text{tr}(\mathbf{M}\mathbf{W}) / (N - (M + 1)) \quad (2.18)$$

$$\text{var}(I_j) = (N/S) \text{tr}(\mathbf{M}\mathbf{W}\mathbf{M}\mathbf{W}^T) + \text{tr}(\mathbf{M}\mathbf{W})^2 + \text{tr}(\mathbf{M}\mathbf{W})^2/d - E(I_j)^2. \quad (2.19)$$

$H_0$  ditolak jika  $Z > Z_{\alpha/2}$ . Nilai indeks Morans's I besarnya antara -1 sampai 1. Jika  $I_j > E(I_j)$  maka data memiliki autokorelasi positif dan jika  $I_j < E(I_j)$  maka data memiliki autokorelasi negatif.

### 2.2.2 Heterogenitas Spasial

Anselin (1988) menyatakan bahwa terdapat banyak bukti adanya ketidakseragaman efek spasial di berbagai kasus. Ketidakseragaman tersebut disebabkan oleh beberapa faktor diantaranya adalah adanya daerah maju dan tertinggal, serta pertumbuhan daerah perkotaan yang cepat. Hal tersebut tentu membutuhkan strategi khusus dalam pemodelan yang mengakomodasi adanya kekhususan dari masing-masing lokasi. Kekhususan dari masing-masing lokasi inilah yang digambarkan sebagai fenomena adanya heterogenitas spasial.

Untuk melihat adanya heterogenitas spasial pada data dapat dilakukan uji Breush-Pagan dengan hipotesis

$$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_N^2 = \sigma^2 \text{ (homoskedastisitas)}$$

$$H_1 : \text{paling tidak ada satu } \sigma_i^2 \neq \sigma_j^2 \text{ (heteroskedastisitas)}$$

$$i, j = 1, 2, \dots, N.$$



Kemudian statistik uji yang digunakan pada uji Breush-Pagan menurut Anselin (1988) dengan rumus

$$BP = (1/2) \mathbf{f}^T \mathbf{Z} (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{f} \quad (2.20)$$

dengan

$\mathbf{f}$  adalah vektor ( $N \times 1$ ) dengan elemennya adalah  $\frac{\varepsilon_i^2}{\sigma^2} - 1$

$\varepsilon_i$  adalah vektor *error* observasi ke- $i$  hasil regresi OLS

$\sigma^2$  adalah varians berdasarkan *error* OLS

$\mathbf{Z}$  adalah matrik ( $N \times (M + 1)$ ) dengan elemennya merupakan variabel prediktor yang telah dinormal standarkan.

Nilai statistik uji  $BP$  asimtotik dengan distribusi  $\chi^2_{(M+1)}$  sehingga  $H_0$  ditolak jika  $BP > \chi^2_{(M+1, \alpha)}$  atau  $P$ -value kurang dari  $\alpha$ .

### 2.2.3 Pembobot Spasial

Matrik pembobot/penimbang spasial ( $\mathbf{W}$ ) dapat diperoleh berdasarkan informasi jarak dari ketetanggaan (*neighborhood*) atau jarak antara satu lokasi dengan lokasi yang lain. Ada beberapa metode untuk mendefinisikan hubungan persinggungan (*contiguity*) antar lokasi tersebut. Metode tersebut menurut LeSage (1999) adalah sebagai berikut.

- a) *Linear contiguity* (persinggungan tepi); mendefinisikan  $w_{ij} = 1$  untuk lokasi yang berada di tepi (*edge*) kiri maupun kanan lokasi yang menjadi perhatian,  $w_{ij} = 0$  untuk lokasi lainnya.
- b) *Rook contiguity* (persinggungan sisi); mendefinisikan  $w_{ij} = 1$  untuk lokasi yang bersisian (*common side*) dengan lokasi yang menjadi perhatian,  $w_{ij} = 0$  untuk lokasi lainnya.
- c) *Bishop contiguity* (persinggungan sudut); mendefinisikan  $w_{ij} = 1$  untuk lokasi yang titik sudutnya (*common vertex*) bertemu dengan sudut lokasi yang menjadi perhatian,  $w_{ij} = 0$  untuk lokasi lainnya.
- d) *Double linear contiguity* (persinggungan dua tepi); mendefinisikan  $w_{ij} = 1$  untuk



- dua entity yang berada di sisi (*edge*) kiri dan kanan lokasi yang menjadi perhatian,  $w_{ij} = 0$  untuk lokasi lainnya.
- e) *Double rook contiguity* (persinggungan dua sisi); mendefinisikan  $w_{ij} = 1$  untuk dua entity di kiri, kanan, utara dan selatan lokasi yang menjadi perhatian,  $w_{ij} = 0$  untuk lokasi lainnya.
- f) *Queen contiguity* (persinggungan sisi-sudut); mendefinisikan  $w_{ij} = 1$  untuk entity yang bersisian (*common side*) atau titik sudutnya (*common vertex*) bertemu dengan lokasi yang menjadi perhatian,  $w_{ij} = 0$  untuk lokasi lainnya.

Selain pembobot yang disebutkan sebelumnya, terdapat pula metode *Customized*. Pembobot *customized* merupakan pembobot spasial yang tidak hanya mempertimbangkan faktor persinggungan dan kedekatan antar lokasi tetapi juga memperhatikan beberapa faktor yaitu faktor kedekatan ekonomi, faktor transportasi, faktor sosial, faktor infrastruktur, faktor kemasyarakatan, atau faktor lainnya. Metode *customized* tersebut telah diterapkan oleh Getis dan Jared (2004).

Selain itu, LeSage (2005) juga pernah menggunakan metode *customized* dengan melihat kemungkinan faktor lain yang mempengaruhi kasus yang sedang diamati. Namun perlu diketahui bahwa matrik pembobot pada setiap kasus yang berbeda-beda belum ada panduan khusus dalam menentukannya.

### 2.3 Model SUR-SAR

Pada persamaan (2.1) dan (2.6) telah diuraikan secara berturut-turut tentang model SUR dan model spasial. Kemudian, kedua model tersebut digunakan pada penelitian ini. Perpaduan antara kedua model tersebut dapat dilihat penjelasannya sebagai berikut.

Misalkan  $y_{ik}$  dinotasikan sebagai respon dengan  $i$  sebagai unit observasi dan  $k$  menyatakan banyaknya persamaan. Selanjutnya  $x_{iM}$  dinotasikan sebagai prediktor dengan  $x_{iM}$  merupakan vektor  $(1 \times M)$  untuk semua unit observasi  $i$  dan banyaknya persamaan  $M$ . Kemudian  $w_{ij}$  dinotasikan sebagai banyaknya elemen ke-  $ij$  pada matrik pembobot  $W$ .



$$\begin{aligned}
\mathbf{y} &= \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_M \end{pmatrix}, \quad \mathbf{y}_m = \begin{pmatrix} y_{1m} \\ \vdots \\ y_{Nm} \end{pmatrix}, \\
\mathbf{X} &= \begin{bmatrix} \mathbf{X}_1 & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{X}_2 & \cdots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{X}_M \end{bmatrix}, \quad \mathbf{X}_m = \begin{pmatrix} x_{1m} \\ \vdots \\ x_{Nm} \end{pmatrix}, \\
\boldsymbol{\beta} &= \begin{pmatrix} \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_M \end{pmatrix}, \quad D_\rho = \text{diag}(\rho_1, \dots, \rho_M), \quad D_\rho \otimes \mathbf{W} = \begin{bmatrix} \rho_1 W & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \rho_2 W & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \rho_M W \end{bmatrix}.
\end{aligned}$$

Pada model SUR, seperti yang telah dijelaskan sebelumnya bahwa antar persamaan berkorelasi dengan persamaan lainnya yang didefinisikan sebagai  $\boldsymbol{\Omega}$ . Oleh sebab itu, pada model SUR-SAR mempunyai tiga parameter yaitu  $\boldsymbol{\beta}$ ,  $\boldsymbol{\Omega}$  dan  $\rho$  ditulis dengan persamaan

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + (D_\rho \otimes \mathbf{W})\mathbf{y} + \boldsymbol{\varepsilon}, \quad \boldsymbol{\varepsilon} \sim N(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Omega} \otimes \mathbf{I}_N) \quad (2.21)$$

dengan  $\mathbf{I}_N$  adalah matrik  $(N \times N)$ .

## 2.4 Pengujian Efek Spasial pada SUR-SAR

Perbedaan yang membedakan antara model SUR spasial adalah pengaruh efek spasialnya, apakah terdapat pada persamaan utama, komponen *error*, ataupun terletak pada keduanya. Namun pada penelitian ini dibatasi pada efek spasial yang terletak pada persamaan utama. Mur dan López (2010) dalam Anuravega (2014) menjelaskan tahapan dalam pengujian efek spasial terdiri dari pengujian Lagrange Multiplier, Robust Lagrange Multiplier, dan Marginal Lagrange Multiplier.

### i. Lagrange Multiplier untuk SUR-SAR

Pengujian  $LM_{SAR}^{SUR}$  dilakukan dengan hipotesis

$$H_0: \rho_j = 0$$

$$H_1: \rho_j \neq 0.$$

Statistik uji yang digunakan pada uji  $LM_{SAR}^{SUR}$  adalah

$$LM_{SAR}^{SUR} = \mathbf{g}_{(\rho)}^T|_{H_0} \left[ \mathbf{I}_{\rho\rho} - \mathbf{I}_{\rho\beta} \mathbf{I}_{\beta\beta}^{-1} \mathbf{I}_{\beta\rho} \right]^{-1} \mathbf{g}_{(\rho)}^T|_{H_0}. \quad (2.22)$$

ii. Lagrange Multiplier untuk SUR-SEM

Pengujian  $LM_{SEM}^{SUR}$  dilakukan dengan hipotesis

$$H_0: \lambda_j = 0$$

$$H_1: \lambda_j \neq 0.$$

Statistik uji yang digunakan pada uji  $LM_{SEM}^{SUR}$  adalah

$$LM_{SEM}^{SUR} = g_{(\lambda)|H_0}^T [I_{\lambda\lambda}]^{-1} g_{(\lambda)|H_0}^T. \quad (2.23)$$

iii. Lagrange Multiplier untuk SUR-SARMA

Jika pada pengujian  $LM_{SAR}^{SUR}$  dan  $LM_{SEM}^{SUR}$  hipotesis gagal ditolak, maka pengujian dilanjutkan dengan  $LM_{SARMA}^{SUR}$  yang memiliki hipotesis

$$H_0: \rho_j = \lambda_j = 0$$

$$H_1: \text{minimal ada satu } \rho_j, \lambda_j \neq 0.$$

Statistik uji yang digunakan pada uji  $LM_{SARMA}^{SUR}$  adalah

$$LM_{SARMA}^{SUR} = \begin{bmatrix} g_{(\lambda)|H_0}^T & g_{(\rho)|H_0}^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{\rho\rho} - I_{\rho\beta} I_{\beta\beta}^{-1} I_{\beta\rho} & I_{\rho\lambda} \\ I_{\lambda\rho} & I_{\lambda\lambda} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} g_{(\lambda)|H_0} \\ g_{(\rho)|H_0} \end{bmatrix} \quad (2.24)$$

dengan  $g_{(\lambda)|H_0} = \varepsilon^T [(\Sigma^{-1} I_N) \otimes W] y$ , dan  $g_{(\rho)|H_0} = \varepsilon^T [(\Sigma^{-1} I_N) \otimes W] \varepsilon$ ,

dimana  $\varepsilon$  merupakan vektor *error* model SUR tanpa efek spasial berukuran  $(NM \times 1)$  dan  $I_N$  merupakan matriks identitas berukuran  $(N \times N)$ . Persamaan (2.22), (2.23) dan (2.24) asimtotik dengan distribusi  $\chi_{(2N)}^2$ , sehingga  $H_0$  ditolak jika statistik uji  $> \chi_{(2N)}^2$ . Jika pada pengujian  $LM_{SARMA}^{SUR}$   $H_0$  gagal ditolak, maka model yang sesuai adalah SUR dengan efek spasial yang dapat diabaikan. Jika  $H_0$  ditolak, maka pengujian dilanjutkan dengan robust LM.

## 2.5 Metode Bayesian

Menurut Robert dan Casella (2005) bahwa metode Bayesian banyak digunakan untuk menganalisis model statistika yang tergolong kompleks. Data observasi telah diyakini mempunyai suatu distribusi dengan parameter-parameter yang bersifat tidak pasti. Konsep tersebut didasari bahwa observasi pada saat ini merupakan observasi yang dapat dilakukan pada waktu yang berbeda dan cenderung



mempunyai parameter yang tidak selalu sama dengan apa yang diperoleh dari observasi lainnya. Oleh sebab itu, suatu parameter distribusi akan mempunyai suatu distribusi *prior*.

Misalkan diberikan data observasi  $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_S)^T$  mempunyai distribusi tertentu dengan himpunan parameter  $\boldsymbol{\theta} = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)^T$  yang merupakan variabel random. Kemudian dalam metode Bayesian data observasi  $\mathbf{y}$  serta distribusinya digunakan untuk membangun fungsi likelihood  $p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta})$ . Fungsi *likelihood* ini memegang peranan penting untuk memperbaharui informasi *prior*  $p(\boldsymbol{\theta})$  menjadi distribusi *posterior*. Misalkan distribusi *prior* untuk himpunan parameter  $\boldsymbol{\theta}$ , ditulis  $p(\boldsymbol{\theta}|\boldsymbol{\eta})$  dimana  $\boldsymbol{\eta}$  merupakan *hyperparameter* sebagai parameter presisi. Oleh sebab itu, dapat dituliskan distribusi *posterior* untuk himpunan parameter  $\boldsymbol{\theta}$  dengan

$$p(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{y}, \boldsymbol{\eta}) = \frac{p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta})p(\boldsymbol{\theta}|\boldsymbol{\eta})}{\int p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta})p(\boldsymbol{\theta}|\boldsymbol{\eta})d\boldsymbol{\theta}} \quad (2.25)$$

karena  $\int p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta})p(\boldsymbol{\theta}|\boldsymbol{\eta})d\boldsymbol{\theta}$  merupakan konstanta densitas maka persamaan (2.25) dapat ditulis dalam bentuk proporsional dengan

$$p(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{y}, \boldsymbol{\eta}) \propto p(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta})p(\boldsymbol{\theta}|\boldsymbol{\eta}). \quad (2.26)$$

Berdasarkan persamaan (2.26) yang menyatakan bahwa perkalian antara *likelihood* dengan distribusi *prior* menghasilkan distribusi *posterior*.

Box dan Tiao (1973) menguraikan beberapa distribusi *prior* yang digunakan dalam Bayesian yaitu; *conjugate prior*, *nonconjugate prior*, *informative prior*, dan *noninformative prior*. Menurut Gelman, Carlin, Stern, dan Rubin (2003) dalam Mukhsar (2014) bahwa pada model Bayesian, apabila tidak ada informasi awal tentang parameter model maka dapat digunakan *noninformative prior* sebagai *prior* alternatif. Untuk mengatasi masalah *noninformative prior* dapat digunakan beberapa distribusi *prior* yaitu *flat prior*.

## 2.6 Estimasi Markov Chain Monte Carlo (MCMC)

Menurut Ntzoufras (2009) bahwa MCMC merupakan metode estimasi parameter model dengan menggunakan teknik simulasi numerik dalam menyelesaikan masalah pemodelan yang kompleks. MCMC bekerja secara iteratif



dengan membangkitkan setiap parameter model dengan menggunakan metode MC pada setiap iterasinya. Implementasi MCMC memerlukan kemampuan komputasi tingkat tinggi karena proses MCMC harus mampu mempresentasikan proses analitis dalam mendapatkan solusi.

Ntzoufras (2009) memaparkan algoritma proses MCMC sebagai berikut.

1. Menentukan nilai awal.
2. Membangkitkan sampel dengan menjalankan iterasi sebanyak  $J$ .
3. Mengamati kondisi konvergenitas data sampel. Artinya jika kondisi konvergen belum tercapai maka diperlukan sampel lebih banyak lagi.
4. Melakukan proses *burn-in* dengan membuang sebanyak  $J$  sampel pertama.
5. Membuat plot distribusi *posterior*.
6. Membuat ringkasan distribusi *posterior* (mean, median, standar deviasi, MC *error*, dan 95% interval *credible*)

Terdapat dua cara untuk mendiagnosis kekonvergenan dalam proses MCMC adalah sebagai berikut.

1. *Trace plot*: Jika *trace plot* sudah berada di zona yang sama selama proses iterasi maka konvergensi telah tercapai.
2. Evolusi *ergodic mean*: Jika *ergodic mean* sudah stabil setelah sejumlah iterasi maka proses iterasi telah mencapai konvergen.

Jika  $G(\theta)$  adalah fungsi dari parameter  $\theta$ , maka dari proses MCMC sampel sebanyak  $j$  untuk setiap parameter. Barisan sampel tersebut dapat dinyatakan sebagai  $(G(\theta)^{(1)}, G(\theta)^{(2)}, \dots, G(\theta)^{(j+1)}, \dots, G(\theta)^{(j')})$ . Oleh karena itu, perhitungan *mean posterior* dilakukan dengan persamaan

$$\overline{G(\theta)} = \frac{1}{j'} \sum_{j=1}^{j'} G(\theta^{(j)}) \quad (2.27)$$

dan standar deviasi *posterior* dihitung dengan persamaan

$$SD(G(\theta|y)) = \sqrt{\frac{1}{j'} \sum_{j=1}^{j'} (G(\theta^{(j)}) - \overline{G(\theta)})^2}. \quad (2.28)$$



Misalkan sampel dipartisi menjadi  $K$  *batch*, dalam praktek biasanya diambil  $K = 30$  atau  $K = 50$  menurut Ntzoufras (2009) dan ukuran sampel setiap *batch* adalah  $w = j'/K$ . Sehingga MC *error* ditentukan dengan persamaan

$$MC\ error[G(\theta)] = \sqrt{\frac{1}{K(K-1)} \sum_{b=1}^K (\overline{G(\theta_b)} - \overline{G(\theta)})^2} \quad (2.29)$$

dengan

$$\overline{G(\theta_b)} = \frac{1}{w} \sum_{j=(b-1)w+1}^{bw} G(\theta^{(j)}), b = 1, 2, \dots, K.$$

Dalam metode MCMC dikenal metode *Gibbs Sampling* dan *Metropolis Hasting*. *Gibbs Sampling* merupakan metode yang digunakan untuk mendapatkan estimasi parameter model dengan cara membangkitkan parameter model melalui iterasi. Menurut Congdon (2006) bahwa untuk menggunakan metode *Gibbs Sampling* dibutuhkan FCD setiap parameter model yang bersifat *closed form*. Jika FCD parameter model tidak *closed form* maka digunakan salah satu alternatif yaitu metode *Metropolis Hasting*.

Distribusi posterior yang ditetapkan melalui distribusi *likelihood* dan distribusi *prior*, digunakan metode MCMC untuk melakukan penarikan sampel melalui algoritma *Gibbs Sampling* atau *Metropolis Hasting* (Congdon, 2006). Misalkan  $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_n)$  adalah vektor parameter. Algoritma *Gibbs Sampling* dan *Metropolis Hasting* adalah sebagai berikut.

#### 1. Algoritma *Gibbs Sampling*

Langkah 1. Inisialisasi  $\theta = (\theta_1^{(0)}, \theta_2^{(0)}, \theta_3^{(0)}, \dots, \theta_n^{(0)})$ .

Langkah 2. Pengambilan sampel parameter

Ambil sampel  $\theta_1^{(j)}$  dari  $p(\theta_1 | \theta_2^{(j-1)}, \theta_3^{(j-1)}, \dots, \theta_n^{(j-1)})$

Ambil sampel  $\theta_2^{(j)}$  dari  $p(\theta_2 | \theta_1^{(j)}, \theta_3^{(j-1)}, \dots, \theta_n^{(j-1)})$

⋮

Ambil sampel  $\theta_n^{(j)}$  dari  $p(\theta_n | \theta_1^{(j)}, \theta_2^{(j)}, \dots, \theta_{n-1}^{(j)})$ .

Langkah 3. Ulangi Langkah 2 sebanyak iterasi yang diinginkan.



Perlu diketahui bahwa proses iterasi pembangkitan data parameter terjadi pada Langkah 2 dan apabila telah mencapai konvergen maka dihasilkan satu sampel sebanyak  $n$  nilai parameter dari distribusi *posterior* bersama  $p(\theta|x)$  yang dikenal sebagai *full conditional*. Langkah 3 menghasilkan barisan sampel random. Namun, tidak semua bentuk distribusi *posterior* bersama dapat berbentuk *closed form* sehingga *full conditional* tidak dapat ditetapkan dalam kondisi tersebut. Apabila *full conditional* tidak dapat diperoleh maka algoritma *Metropolis Hasting* dapat digunakan.

## 2. Algoritma *Metropolis Hasting*

Langkah 1. Bangkitkan kandidat baru  $\theta^*$  dari  $p(\theta|\theta^j)$ .

Langkah 2. Hitung rasio,  $r = \left( \frac{p(\theta^*|y)p(\theta^j|\theta^*)}{p(\theta^j|y)p(\theta^*|\theta^j)}, 1 \right)$ .

Langkah 3. Bangkitkan  $\theta^{j+1} = \begin{cases} \theta^* \\ \theta^j \end{cases}$ , dengan  $\theta^* =$  probabilitas  $r$  dan  $\theta^j =$  lainnya.

## 2.7 Tingkat Kriminalitas

Kriminalitas berasal dari kata *crime*. Menurut Bonger (1982) bahwa kriminalitas atau kejahatan merupakan sebagian dari masalah manusia dalam kehidupan sehari-hari. Oleh karena itu, harus diberikan batasan tentang apa yang dimaksud dengan kejahatan itu sendiri, baru kemudian dapat dibicarakan unsur-unsur lain yang berhubungan dengan kejahatan tersebut, misalnya siapa yang berbuat, faktor yang berpengaruh dan sebagainya.

Menurut Santoso dan Zulfa (2003) bahwa ciri pokok dari kejahatan secara yuridis adalah pelaku yang dilarang oleh negara karena merupakan perbuatan yang merugikan bagi negara dan terhadap perbuatan itu negara beraksi dengan hukum sebagai upaya pamungkas. Sedangkan secara sosiologis, kejahatan merupakan suatu perilaku manusia yang diciptakan oleh masyarakat, walaupun masyarakat memiliki berbagai macam perilaku yang berbeda-beda. Akan tetapi perilaku tersebut ada di dalamnya bagian-bagian tertentu yang memiliki pola yang sama.



Salah satu persoalan yang sering muncul dalam kehidupan masyarakat adalah kejahatan dengan kekerasan. Bahkan kehidupan umat manusia abad ke-20 ini ditandai dengan eksistensi kekerasan sebagai suatu fenomena yang tidak berkesudahan, apakah fenomena dalam usaha mencapai tujuan suatu kelompok tertentu dalam masyarakat atau tujuan yang bersifat individu. Berkaitan dengan kejahatan atau kriminalitas maka kekerasan sering merupakan pelengkap dari bentuk kejahatan atau kriminalitas itu sendiri (Romli, 2013).

Santoso dan Zulfa (2003) menyebutkan penyebab terjadinya kriminalitas yaitu faktor endogen dan eksogen. Faktor endogen adalah dorongan yang terjadi dari dirinya sendiri. Jika seorang tidak bijaksana dalam menanggapi masalah yang menyudutkan dirinya, maka kriminalitas itu bisa saja terjadi sebagai pelampiasan untuk menunjukkan bahwa dialah yang benar. Sementara faktor eksogen adalah faktor yang tercipta dari luar dirinya yang bisa dikatakan cukup kompleks dan bervariasi.

Menurut BFI (2009) bahwa faktor-faktor yang menyebabkan terjadinya kasus kriminalitas di suatu wilayah adalah kepadatan penduduk dan tingkat urbanisasi, variasi komposisi penduduk khususnya pemuda, stabilitas populasi, model transportasi dan sistem jalan raya, kondisi ekonomi, tingkat kemiskinan, ketersediaan lapangan kerja, kebudayaan, pendidikan, agama, kondisi keluarga, iklim dan kondisi geografis, kekuatan efektif dari lembaga penegakan hukum, dan kebijakan komponen lain dari sistem peradilan pidana. Selain beberapa faktor yang berpengaruh terhadap kasus kriminalitas yang telah disebutkan sebelumnya, BPS (2013) juga mencatat beberapa hal yang melatarbelakangi terjadinya kasus kriminalitas yaitu faktor ekonomi, tingkat pendidikan yang rendah, pengangguran, kurangnya kesadaran hukum, mengendurnya ikatan keluarga dan sosial masyarakat.

Romli (2013) juga menyebutkan beberapa faktor yang menyebabkan terjadinya tindakan kriminalitas. Tingkat pengangguran yang tinggi membuat orang-orang tidak dapat memenuhi kebutuhan akan kehidupannya, sehingga sering kali orang tersebut mencari jalan pintas agar dapat memenuhi kebutuhan hidupnya.



Contohnya dengan mencuri, memeras, bahkan membunuh. Ini hal yang harus diperhatikan oleh pemerintah, karena dengan banyaknya pengangguran maka angka kriminalitas juga akan terus meningkat. Kurangnya lapangan pekerjaan membuat angka kriminal juga meningkat karena dengan kurangnya lapangan pekerjaan maka akan menciptakan pengangguran yang banyak. Kurangnya lapangan pekerjaan harus lebih diperhatikan dan lapangan pekerjaan juga harus dapat mendukung para pekerja untuk dapat mencukupi kebutuhan hidupnya. Kemiskinan yang dialami oleh rakyat kecil kadang membuat mereka berfikir untuk melakukan tindakan kriminalitas karena orang-orang tersebut tidak dapat mencukupi kebutuhannya. Oleh karena itu, apabila tingkat kemiskinan yang terus meningkat, maka akan semakin banyak pula tindakan kriminalitas yang meresahkan warga. Selain faktor yang disebutkan sebelumnya, pemahaman tentang keagamaan harus menjadi perhatian utama karena apabila pemahaman tentang keagamaan kurang maka seringkali orang-orang tidak kuat akan cobaan yang didapatkan. Sehingga saat seseorang tidak dapat mencukupi ekonominya, maka orang tersebut melakukan hal-hal yang tidak seharusnya dilakukan dan melanggar ajaran agama.

Pada umumnya para pelaku tindak kejahatan melakukan hal ilegal tersebut karena perkiraan kepuasan yang akan mereka dapatkan jauh lebih besar dibandingkan kepuasan yang pasti mereka dapatkan apabila mengikuti hukum yang berlaku atau perbuatan legal (Isbandi, 2014). Menurut strategi yang dianggap mampu menurunkan tingkat kriminalitas antara lain dengan meningkatkan ketegasan dalam hukuman yang akan diterima para kriminal atau dengan meningkatkan upah pekerjaan yang legal. Salah satu cara meningkatkan upah tersebut adalah dengan meningkatkan pencapaian dalam hal pendidikan khususnya jumlah lulusan sekolah tinggi. Hal tersebut berguna untuk memperoleh keterampilan yang lebih sehingga nantinya dapat bersaing dalam pasar tenaga kerja.

Pada dasarnya setiap individu mempunyai hasrat untuk memenuhi setiap kebutuhannya. Akan tetapi, tidak semua individu mampu memenuhi semua kebutuhannya dan hal inilah yang memicu timbulnya tindak kriminalitas dalam



masyarakat. Oleh sebab itu, berbagai studi menunjukkan keterkaitan yang kuat antara ketimpangan dan tingkat kasus kriminalitas. Lederman *et al.* (2001) dalam (Indonesiasetara.org, 2014) menyatakan bahwa ketimpangan ekonomi merupakan faktor penyebab tindakan kriminalitas, sehingga semakin timpang suatu kota atau negara maka tingkat kriminalitas semakin tinggi. Pandangan ini dikuatkan oleh Kennedy *et al.* (1998) dalam (Indonesiasetara.org, 2014) yang mengatakan bahwa ketimpangan mendorong perilaku kriminalitas.

## 2.8 Distribusi Pendapatan

Menurut Rahardja dan Manurung (2008) bahwa kemakmuran masyarakat tidak semata-mata hanya didasarkan pada tolok ukur besarnya pendapatan nasional dan pendapatan perkapita saja, namun juga bagaimana pendapatan nasional itu didistribusikan, apakah pendapatan nasional didistribusikan secara lebih merata ataukah timpang. Pendapatan dianggap didistribusikan secara merata sempurna bila setiap individu memperoleh bagian yang sama dari *output* perekonomian. Distribusi pendapatan dianggap kurang adil jika sebagian besar *output* nasional dikuasai oleh lebih sebagian agak kecil penduduk. Tetapi distribusi pendapatan menjadi sangat tidak adil bila bagian sangat besar *output* nasional dinikmati hanya oleh segelintir kelompok masyarakat.

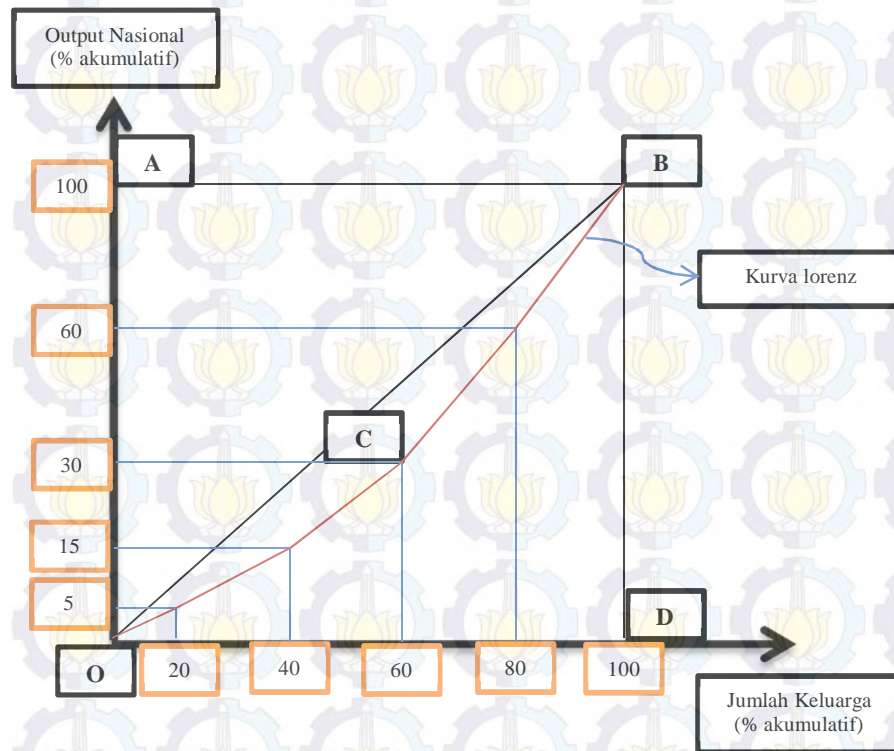
Ada beberapa indikator yang dapat digunakan untuk mengukur tingkat ketimpangan distribusi pendapatan. Rahardja dan Manurung (2008) memaparkan tiga cara yang lazim digunakan untuk mengukur tingkat ketimpangan distribusi pendapatan, yaitu kurva Lorenz, koefisien Gini, dan kriteria dari Bank Dunia.

### a. Kurva Lorenz

Pendapatan didistribusikan adil sempurna bila 20% keluarga paling miskin menikmati 20% pendapatan nasional. 20% kelompok keluarga berikutnya juga menikmati 20% pendapatan nasional. Dengan demikian 40% kelompok keluarga menikmati 40% pendapatan nasional. Begitu seterusnya sehingga total akumulasi 100% keluarga menikmati 100% pendapatan nasional. Dalam kondisi adil sempurna, kurva Lorenz membentuk garis lurus diagonal OB yang membagi bidang kubus



OABD menjadi dua segitiga sama kaki OAB dan BOD. Jika distribusi pendapatan kurang adil, kurva Lorenz berbentuk garis lengkung OB, menjauhi garis lurus OB. Berikut ini adalah gambar kurva Lorenz menurut Rahardja dan Manurung (2008).



**Gambar 2.1** Kurva Lorenz

Sumbu vertikal adalah persentase *output* nasional atau pendapatan nasional. Sumbu horizontal menggambarkan persentase jumlah keluarga. Sumbu horizontal membagi distribusi jumlah keluarga menjadi lima kelompok, masing-masing 20% kelompok paling miskin, sampai dengan 20% keluarga paling kaya.

Pada gambar kurva Lorenz di atas memberikan arti bahwa garis lengkung OB, yaitu 20% kelompok paling miskin menikmati 5% pendapatan nasional, kelompok 20% berikutnya hanya menikmati 10% pendapatan nasional, sehingga 40% kelompok pertama hanya menikmati 15% pendapatan nasional. 20% kelompok ketiga menikmati 15% pendapatan nasional, sehingga 60% keluarga hanya menikmati 30% pendapatan nasional. Ternyata sebagian besar pendapatan nasional (70%) dikuasai



40% kelompok keluarga kaya. 20% kelompok keempat menikmati 30% pendapatan nasional dan 20% kelompok kelima (terkaya) menikmati 40% pendapatan nasional.

#### b. Koefisien Gini

Menurut Rahardja dan Manurung (2008), koefisien Gini merupakan alat ukur ketidakadilan distribusi pendapatan dengan menghitung luas kurva Lorenz. Areal kurva Lorenz yang dihitung adalah areal yang dibatasi garis diagonal OB dan garis lengkung OB (areal C). Jika distribusi pendapatan adil sempurna, areal tersebut tidak ada (luasnya nol); Angka koefisien Gini sama dengan nol. Telah dijelaskan sebelumnya, jika distribusi pendapatan memburuk, garis lengkung OB makin menjauhi garis lurus diagonal OB. Kurva Lorenz makin meluas (areal semakin luas). Angka koefisien Gini semakin besar. Jika distribusi pendapatan tidak adil sempurna, maka luas kurva Lorenz mencakup seluruh segitiga BOD yaitu angka koefisien Gini sama dengan satu. Jadi angka koefisien Gini berkisar nol sampai dengan satu. Makin buruk distribusi pendapatan, maka angka koefisien Gini semakin besar.

Cara penghitungannya adalah

$$\text{Koefisien Gini} = \frac{\text{Luas bidang C}}{\text{Luas segitiga ODB}}$$

Adapun patokan nilai koefisien Gini adalah sebagai berikut.

Lebih kecil dari 0,3 = tingkat ketimpangan rendah;

Antara 0,3 – 0,5 = tingkat ketimpangan sedang;

Lebih besar dari 0,5 = tingkat ketimpangan tinggi.

#### c. Kriteria Bank Dunia

Dalam melihat distribusi pendapatan, Bank Dunia telah membuat kriteria, yaitu mengukur ketimpangan distribusi pendapatan suatu Negara. Caranya dengan melihat besarnya kontribusi dari 40% penduduk termiskin. Kriteria yang digunakan oleh Bank Dunia menurut Rahardja dan Manurung (2008) adalah

- 1) Apabila kelompok 20% penduduk termiskin memperoleh pendapatan lebih kecil dari 12% dari keseluruhan pendapatan nasional, maka dikatakan bahwa Negara

yang bersangkutan berada dalam tingkat ketimpangan yang tinggi dalam distribusi pendapatan.

- 2) Apabila kelompok 20% penduduk termiskin pendapatannya antara 12% - 16% dari keseluruhan pendapatan nasional, maka dikatakan bahwa terjadi tingkat ketimpangan sedang dalam distribusi pendapatannya.
- 3) Apabila kelompok 20% penduduk termiskin pendapatannya lebih dari 16% dari keseluruhan pendapatan nasional, maka dikatakan bahwa tingkat ketimpangan yang terjadi rendah.

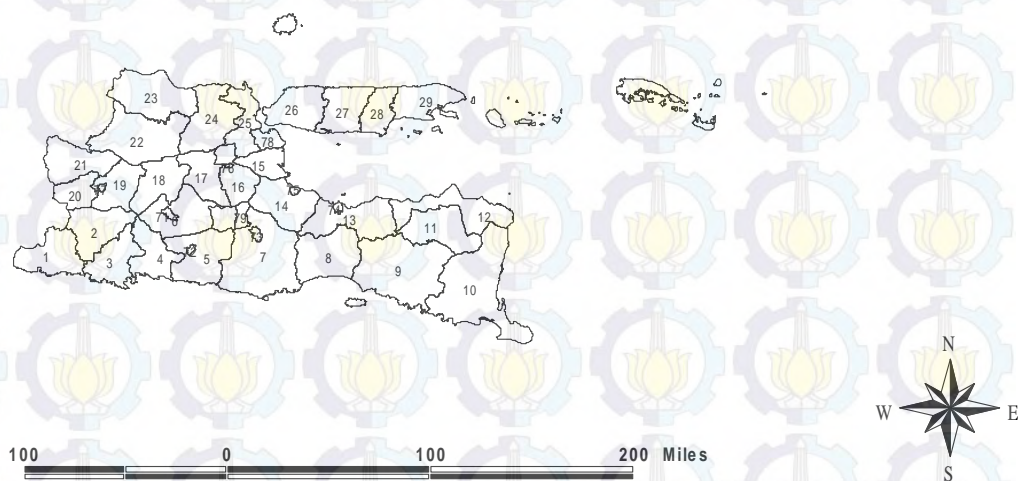


## BAB 3

### METODOLOGI PENELITIAN

#### 3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari Polda Jawa Timur dan BPS Jawa Timur. Unit observasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah 38 Kabupaten/Kota di Jawa Timur.



**Gambar 3.1** Peta Administratif Wilayah Kabupaten/Kota di Jawa Timur

Keterangan Kode Kabupaten/Kota

1 Kab. Pacitan	14 Kab. Pasuruan	27 Kab. Sampang
2 Kab. Ponorogo	15 Kab. Sidoarjo	28 Kab. Pamekasan
3 Kab. Trenggalek	16 Kab. Mojokerto	29 Kab. Sumenep
4 Kab. Tulungagung	17 Kab. Jombang	71 Kota Kediri
5 Kab. Blitar	18 Kab. Nganjuk	72 Kota Blitar
6 Kab. Kediri	19 Kab. Madiun	73 Kota Malang
7 Kab. Malang	20 Kab. Magetan	74 Kota Probolinggo
8 Kab. Lumajang	21 Kab. Ngawi	75 Kota Pasuruan
9 Kab. Jember	22 Kab. Bojonegoro	76 Kota Mojokerto
10 Kab. Banyuwangi	23 Kab. Tuban	77 Kota Madiun
11 Kab. Bondowoso	24 Kab. Lamongan	78 Kota Surabaya
12 Kab. Situbondo	25 Kab. Gresik	79 Kota Batu
13 Kab. Probolinggo	26 Kab. Bangkalan	

### 3.2 Variabel Penelitian

Berdasarkan tujuan penelitian, landasan teori dan penelitian sebelumnya, serta ketersediaan data, maka variabel-variabel yang digunakan disajikan pada Tabel 3.1.

**Tabel 3.1** Variabel Penelitian

NO	VARIABEL	KETERANGAN
1	$Y_1$	Tingkat Kasus Kekerasan
2	$Y_2$	Tingkat Kasus Pencurian
3	$Y_3$	Tingkat Kasus Penipuan
4	$X_1$	Persentase Penduduk Miskin
5	$X_2$	Kepadatan Penduduk
6	$X_3$	Tingkat Pengangguran Terbuka
7	$X_4$	PDRB Perkapita
8	$X_5$	Indeks Gini

Selanjutnya struktur data yang digunakan dalam penelitian disajikan pada Tabel 3.2.

**Tabel 3.2** Struktur Data Variabel Penelitian

Kabupaten/Kota	$Y_1$	$Y_2$	$Y_3$	$X_1$	$X_2$	...	$X_5$
1	$y_{11}$	$y_{21}$	$y_{31}$	$X_{11}$	$X_{21}$	...	$X_{51}$
2	$y_{12}$	$y_{22}$	$y_{32}$	$X_{12}$	$X_{22}$	...	$X_{52}$
:	:	:	:	:	:	:	:
38	$y_{1(38)}$	$y_{2(38)}$	$y_{3(38)}$	$X_{1(38)}$	$X_{2(38)}$	...	$X_{5(38)}$

### 3.3 Definisi Variabel Operasional

Untuk menjaga keseragaman persepsi dalam penelitian ini maka digunakan beberapa definisi operasional menurut BPS Jawa Timur adalah sebagai berikut.

- Tingkat kasus kekerasan adalah angka yang menunjukkan resiko penduduk menjadi korban kasus kekerasan per 100.000 penduduk yang meliputi kasus pembunuhan, kasus perkosaan, kasus penculikan, kasus pemerasan, kasus



- penganiayaan, kasus KDRT, dan kasus kerusakan yang terjadi di Kabupaten/Kota di Jawa Timur pada tahun 2012.
- b. Tingkat kasus pencurian adalah angka yang menunjukkan resiko penduduk yang menjadi korban kasus pencurian yang berupa barang yang terjadi di Kabupaten/Kota di Jawa Timur pada tahun 2012. Misalnya pencurian HP, laptop, kendaraan motor, dan lain sebagainya.
  - c. Tingkat kasus penipuan adalah angka yang menunjukkan resiko penduduk yang menjadi korban kasus penipuan yang terjadi di Kabupaten/Kota di Jawa Timur pada tahun 2012. Misalnya penipuan lewat ATM, online, hadiah undian, dan lain sebagainya.
  - d. Persentase penduduk miskin adalah persentase penduduk miskin yang berada di bawah garis kemiskinan pada setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur pada tahun 2012.
  - e. Kepadatan penduduk adalah jumlah penduduk di suatu daerah dibagi dengan luas daratan daerah tersebut, biasanya dinyatakan sebagai penduduk per km persegi.
  - f. Tingkat pengangguran terbuka adalah orang yang tidak bekerja sama sekali atau telah bekerja kurang dari 1 jam selama seminggu dan termasuk dalam angkatan kerja (15–64 tahun) yang sedang mencari pekerjaan dan belum mendapatkannya.
  - g. PDRB perkapita adalah jumlah Pendapatan Domestik Regional Bruto (PDRB) dibagi jumlah penduduk, dimana PDRB merupakan jumlah nilai tambahan yang dihasilkan oleh seluruh unit usaha dalam suatu wilayah pada kurun waktu tertentu.
  - h. Indeks Gini adalah suatu ukuran tentang ketidakmerataan atau ketimpangan distribusi pendapatan. Nilai indeks Gini berkisar antara 0 sampai 1. Nilai indeks Gini yang mendekati 1 mengindikasikan bahwa ketimpangan pendapatan pada wilayah tersebut sangat tinggi.

### **3.4 Konstruksi Model**

Berdasarkan tujuan penelitian dan hubungan antara variabel, maka pemodelan faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat kasus kriminalitas antar Kabupaten/Kota dapat dikembangkan model SUR-SAR dengan bentuk sebagai berikut.



$$y_{mi} = \rho_m \sum_{j=1}^N W_{ij} y_{mj} + \sum_{m=1}^M X_{mi} \beta_m + \varepsilon_{mi}$$

$$m = 1, 2, \dots, M$$

dengan

$y_{mi}$  adalah variabel dependen ke- $M$  untuk observasi ke- $i$

$X_{mi}$  adalah variabel independen ke- $m$  untuk observasi ke- $i$ .

Sehingga konstruksi model tingkat kasus kriminalitas untuk tingkat kasus kekerasan, tingkat kasus pencurian dan tingkat kasus penipuan antar Kabupaten/Kota di Jawa Timur dengan 38 wilayah observasi dan sebanyak 5 prediktor dapat dilihat pada model SUR-SAR untuk tiap wilayah ( $i$ ) adalah sebagai berikut.

$$y_{1i} = \beta_{1.0} + \rho_1 \sum_{j=1}^{38} W_{ij} y_{1j} + \beta_{1.1} X_{1i} + \beta_{1.2} X_{2i} + \beta_{1.3} X_{3i} + \beta_{1.4} X_{4i} + \beta_{1.5} X_{5i} + \varepsilon_{1i}$$

$$y_{2i} = \beta_{2.0} + \rho_2 \sum_{j=1}^{38} W_{ij} y_{2j} + \beta_{2.1} X_{1i} + \beta_{2.2} X_{2i} + \beta_{2.3} X_{3i} + \beta_{2.4} X_{4i} + \beta_{2.5} X_{5i} + \varepsilon_{2i}$$

$$y_{3i} = \beta_{3.0} + \rho_3 \sum_{j=1}^{38} W_{ij} y_{3j} + \beta_{3.1} X_{1i} + \beta_{3.2} X_{2i} + \beta_{3.3} X_{3i} + \beta_{3.4} X_{4i} + \beta_{3.5} X_{5i} + \varepsilon_{3i}$$

dengan  $\rho$  adalah koefisien spasial autoregresi

$W$  adalah pembobot spasial

$y_{1i}$  adalah tingkat kasus kekerasan untuk observasi ke- $i$

$y_{2i}$  adalah tingkat kasus pencurian untuk observasi ke- $i$

$y_{3i}$  adalah tingkat kasus penipuan untuk observasi ke- $i$

$X_{1i}$  adalah persentase penduduk miskin untuk observasi ke- $i$

$X_{2i}$  adalah kepadatan penduduk untuk observasi ke- $i$

$X_{3i}$  adalah tingkat pengangguran terbuka untuk observasi ke- $i$

$X_{4i}$  adalah PDRB perkapita untuk observasi ke- $i$

$X_{5i}$  adalah indeks Gini untuk observasi ke- $i$

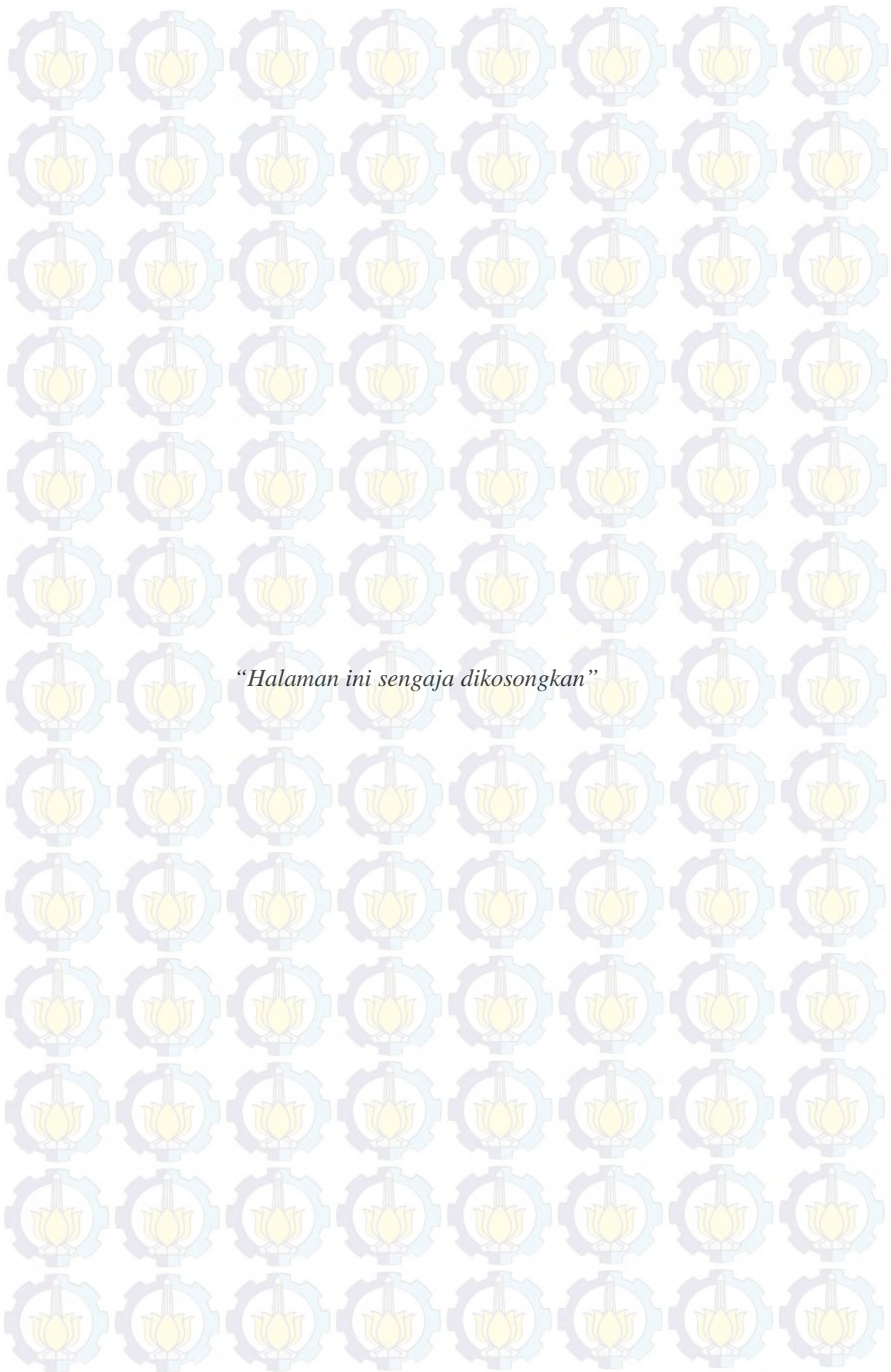
$\varepsilon_i$  adalah residual untuk observasi ke- $i$ .



### 3.5 Metode Analisis

Untuk mencapai tujuan dari penelitian ini, maka disusun langkah-langkah sebagai berikut.

1. Mengkaji tahapan model SUR-SAR dengan pendekatan Bayesian adalah sebagai berikut.
  - a. Membuat model SUR-SAR.
  - b. Menentukan fungsi *likelihood* model.
  - c. Menentukan *prior* parameter dengan asumsi bahwa *prior* parameter saling independen.
  - d. Menentukan distribusi *joint posterior*.
  - e. Menentukan distribusi *full conditional* masing-masing parameter.
  - f. Mengestimasi parameter dengan melakukan proses MCMC dengan mengambil sampel secara berurutan dari distribusi *full conditional*.
2. Menerapkan model SUR-SAR dengan pendekatan Bayesian pada tingkat kasus kriminalitas di Kabupaten/Kota di Jawa Timur dengan tahapan sebagai berikut.
  - a. Menentukan variabel dependen dan independen dari data yang telah diperoleh.
  - b. Membuat pemodelan regresi linear berganda untuk setiap variabel dependen.
  - c. Mendeteksi SUR dengan mengkorelasikan *error* antar persamaan.
  - d. Menetapkan pembobot spasial dengan menggunakan metode *customized*.
  - e. Memodelkan dengan model SUR-SAR.
  - f. Mengestimasi parameter dari model SUR-SAR dengan pendekatan Bayesian yaitu metode MCMC dengan paket program Matlab.
  - g. Melakukan interpretasi dari hasil yang diperoleh, yaitu dengan menentukan faktor-faktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap tingkat kasus kriminalitas.





## BAB 4

### HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini dikaji tentang tahapan model SUR-SAR dengan pendekatan Bayesian dan diterapkan pada tingkat kasus kriminalitas di Jawa Timur.

#### 4.1 Model SUR-SAR dengan Pendekatan Bayesian

Dalam model SUR korelasi antar persamaan didefinisikan sebagai  $\Omega$ . Maka model SUR-SAR pada persamaan (2.21) dikondisikan pada parameter  $\beta, \Omega$  dan  $\rho$  dapat dilihat sebagai berikut.

$$y = X\beta + (D_\rho \otimes W)y + \varepsilon, \quad \varepsilon \sim N(0, \Omega \otimes I_N)$$

dengan  $I_N$  adalah matrik berukuran  $N \times N$ .

##### 1) Fungsi Likelihood Model

Berdasarkan persamaan (2.21) maka fungsi *likelihood* dari model SUR-SAR dengan *error* berdistribusi independen  $N(0, \Omega)$  pada persamaan

$$L(y|\beta, \Omega, \rho, X, W) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}^M} |\Omega|^{-\frac{M}{2}} |I_{NM} - (D_\rho \otimes W)| \exp\left(-\frac{\varepsilon'(\Omega^{-1} \otimes I_N)\varepsilon}{2}\right)$$

$$\text{dengan } \varepsilon = y - X\beta - (D_\rho \otimes W)y. \quad (4.1)$$

##### 2) Distribusi Prior Parameter untuk $\beta, \Omega$ dan $\rho$

Distribusi *prior* yang digunakan dalam model SUR-SAR adalah

$$\beta \sim N(\beta_0, \Sigma_0)$$

$$\Omega \sim W^{-1}(\Omega_0, v_0)$$

$$\rho_m \sim U(\lambda_{min}^{-1}, \lambda_{max}^{-1}), \quad m = 1, \dots, M.$$

Secara rinci distribusi *prior* untuk masing-masing parameter tersebut adalah sebagai berikut.

- a. Distribusi *prior* untuk  $\boldsymbol{\beta}$  menurut Zellner dan Ando (2010) adalah berdistribusi normal multivariat dengan parameter  $\boldsymbol{\beta}_0$  dan  $\boldsymbol{\Sigma}_0$ . Bentuk PDF dari distribusi normal multivariat dapat ditulis dengan

$$p(\boldsymbol{\beta}|\mathbf{y}, \boldsymbol{\Sigma}) \propto \exp\left(-\frac{1}{2}(\boldsymbol{\beta} - \boldsymbol{\beta}_N)' \boldsymbol{\Sigma}_N^{-1}(\boldsymbol{\beta} - \boldsymbol{\beta}_N)\right). \quad (4.2)$$

- b. Distribusi *prior* untuk  $\boldsymbol{\Omega}$  menurut Zellner dan Ando (2010) adalah berdistribusi *Inverse-Wishart* yang merupakan distribusi *prior conjugate* untuk matrik kovarians normal multivariat. Bentuk PDF dari distribusi *Inverse-Wishart* dapat ditulis dengan

$$p(\boldsymbol{\Omega}|\mathbf{y}) \propto |\boldsymbol{\Omega}^{-1}|^{\frac{-(v_0-M-1)}{2}} \exp\left(-\frac{\text{tr}(\boldsymbol{\Omega}^{-1}\boldsymbol{\Omega}_0^{-1})}{2}\right). \quad (4.3)$$

- c. Distribusi *prior* untuk  $\rho$  menurut Kakamu, Polasek, dan Wago (2007) adalah berdistribusi *uniform* dengan parameter  $\lambda_{min}$  dan  $\lambda_{max}$  yang merupakan nilai minimum dan maksimum dari nilai *eigen value* dari matrik pembobot spasial ( $\mathbf{W}$ ), sehingga  $\pi(\rho) \propto \text{konstanta}$ . Namun menurut Lesage dan Pace (2009) secara umum parameter  $\lambda_{min} = -1$  dan  $\lambda_{max} = 1$ .

### 3) Distribusi Joint Posterior

Setelah ditentukan distribusi *likelihood* dan distribusi *prior* berdasarkan model maka dapat ditentukan distribusi *joint posterior* dengan mengalikan antara *likelihood* dengan *prior*. Dengan demikian distribusi *joint posterior* dapat ditulis dengan

$$\begin{aligned} p(\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Omega}, \rho|\mathbf{y}, \mathbf{X}, \mathbf{W}) &= p(\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Omega}, \rho) L(\mathbf{y}|\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Omega}, \rho, \mathbf{X}, \mathbf{W}) \\ &\propto |\boldsymbol{\Sigma}_0|^{-1} \exp\left(-\frac{(\boldsymbol{\beta} - \boldsymbol{\beta}_0)' \boldsymbol{\Sigma}_0^{-1}(\boldsymbol{\beta} - \boldsymbol{\beta}_0)}{2}\right) \\ &\times |\boldsymbol{\Omega}^{-1}|^{\frac{-(v_0-M-1)}{2}} \exp\left(-\frac{\text{tr}(\boldsymbol{\Omega}^{-1}\boldsymbol{\Omega}_0^{-1})}{2}\right) \\ &\times |\boldsymbol{\Omega}^{-1}|^{-\frac{M}{2}} |I_{NM} - (\mathbf{D}_\rho \otimes \mathbf{W})| \exp\left(-\frac{\boldsymbol{\varepsilon}'(\boldsymbol{\Omega}^{-1} \otimes I_N)\boldsymbol{\varepsilon}}{2}\right) \end{aligned}$$

dengan  $\boldsymbol{\varepsilon} = \mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} - (\mathbf{D}_\rho \otimes \mathbf{W})\mathbf{y}$ . (4.4)



#### 4) Distribusi *Full Conditional*

##### a. Distribusi *Full Conditional* untuk $\beta$

Berdasarkan persamaan (4.4) maka distribusi *full conditional* untuk  $\beta$  dapat ditulis

$$\beta \sim N(\tilde{\beta}, \tilde{\Sigma}) \quad (4.5)$$

dengan

$$\begin{aligned} \tilde{\beta} &= (\hat{\Sigma} + \Sigma_0)^{-1} (\hat{\Sigma}\hat{\beta} + \Sigma_0\beta_0) \\ \hat{\Sigma} &= X'(\Omega^{-1} \otimes I_N)X \\ \hat{\beta} &= (X'(\Omega^{-1} \otimes I_N)X)^{-1}X'(\Omega^{-1} \otimes I_N)y^* \\ \tilde{\Sigma} &= (\hat{\Sigma} + \Sigma_0)^{-1}. \end{aligned}$$

##### b. Distribusi *Full Conditional* untuk $\Omega$

Berdasarkan persamaan (4.4) maka distribusi *full conditional* untuk  $\Omega$  dapat ditulis

$$\Omega \sim W^{-1}(\tilde{\Omega}, \tilde{\nu}) \quad (4.6)$$

dengan

$$\begin{aligned} \tilde{\Omega} &= (S + \Omega_0^{-1})^{-1} \\ \tilde{\nu} &= \nu_0 + N \\ S &= \begin{bmatrix} \epsilon'_1 \epsilon_1 & \dots & \epsilon'_1 \epsilon_M \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \epsilon'_M \epsilon_1 & \dots & \epsilon'_M \epsilon_M \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$$\epsilon_m = y_m - \rho_m W y_m - X_m \beta_m, \quad m = 1, \dots, M.$$

##### c. Distribusi *Full Conditional* untuk $\rho$

Berdasarkan persamaan (4.4) maka distribusi *full conditional* untuk  $\rho_m$  dapat ditulis

$$p(\rho_m | \rho_{-m}) \propto |I_N - \rho_m W| \exp \left( -\frac{\epsilon'(\Omega^{-1} \otimes I_N) \epsilon}{2} \right). \quad (4.7)$$

Misalkan  $\rho_m^*$  adalah sampel dari iterasi perulangan dan sampel  $\rho_m$  dengan menggunakan step Metropolis Hasting dari

$$\rho_m \sim U(\lambda_{min}^{-1}, \lambda_{max}^{-1}), \quad m = 1, \dots, M.$$

Selanjutnya, dapat ditentukan nilai peluang dengan menggunakan

$$\alpha(\rho_m^*, \rho_m) = \min \left( \frac{p(\rho_m | \rho_{-m})}{p(\rho_m^* | \rho_{-m})}, 1 \right)$$

dimana  $\rho_m = \rho_m^*$  dengan peluang  $\alpha(\rho_m^*, \rho_m)$ .

Untuk lebih jelasnya dapat dilihat sampling dari  $\rho_m$  untuk  $m = 1, \dots, M$  yang digunakan adalah

$$\begin{aligned} & p(\rho_1 | \rho_2^*, \dots, \rho_M^*), \\ & p(\rho_2 | \rho_1, \rho_3^*, \dots, \rho_M^*), \\ & \vdots \\ & p(\rho_M | \rho_1, \dots, \rho_{M-1}). \end{aligned}$$

## 5) Estimasi Parameter dengan MCMC

Dalam estimasi parameter model Bayesian SUR-SAR dilakukan pengambilan sampel secara berurutan dengan algoritma *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) untuk mendapatkan distribusi posterior sebagai dasar inferensia. Prosedur estimasi dengan metode MCMC ini dijelaskan pada algoritma sebagai berikut.

- a. Memasukkan data  $\mathbf{D} = \{\mathbf{y}, \mathbf{X}, \mathbf{W}\}$  yaitu berupa variabel respon ( $\mathbf{y}$ ), variabel prediktor ( $\mathbf{X}$ ), dan matrik pembobot spasial ( $\mathbf{W}$ ).
- b. Menggunakan *uninformative prior* yaitu *normal multivariat prior* untuk  $\boldsymbol{\beta}$  dan *Inverse-Wishart prior* untuk  $\boldsymbol{\Omega}$ . Sedangkan prior untuk  $\rho$  menggunakan distribusi *uniform* dengan parameter  $(\lambda_{min}^{-1}, \lambda_{max}^{-1})$ .
- c. Melakukan proses MCMC dengan mengambil sampel secara berurutan dari tiga distribusi *full conditional* posteriornya dengan algoritma *Metropolis within Gibbs*, berikut ini langkah-langkahnya.
  1. Menetapkan nilai inisialisasi awal untuk  $\boldsymbol{\beta}_{(0)}$ ,  $\boldsymbol{\Omega}_{(0)}$  dan  $\rho_{(0)}$ .
  2. Menetapkan jumlah iterasi (J) yang akan digunakan untuk mencapai konvergensi model termasuk jumlah iterasi pada tahap *burn-in*.



3. Membangkitkan angka random dari  $p(\boldsymbol{\Omega}|\boldsymbol{\beta}_{(0)}, \rho_{(0)})$ , menggunakan distribusi *Inverse-Wishart*. Hasil tersebut dinamakan sampling dari parameter  $\boldsymbol{\Omega}_{(1)}$  untuk mengganti parameter  $\boldsymbol{\Omega}_{(0)}$ .
4. Membangkitkan angka random dari  $p(\boldsymbol{\beta}|\boldsymbol{\Omega}_{(1)}, \rho_{(0)})$  menggunakan distribusi normal multivariate. Hasil tersebut dinamakan sampling dari vektor parameter  $\boldsymbol{\beta}_{(1)}$  untuk mengganti vektor parameter  $\boldsymbol{\beta}_{(0)}$ .
5. Membangkitkan angka random dari  $p(\rho|\boldsymbol{\beta}_{(1)}, \boldsymbol{\Omega}_{(1)})$ , menggunakan algoritma Metropolis-Hasting. Kemudian hasil nilai updatenya dengan  $\rho_{(1)}$  untuk mengganti parameter  $\rho_{(0)}$  dan kembali ke step (3) sampai mencapai sejumlah iterasi (M) yang ditetapkan untuk mencapai konvergen.
6. Lakukan estimasi posterior dari hasil sampel yang diperoleh (seperti mean, standar deviasi, MC *error* dan *convidence interval*).

Satu urutan dari langkah (3) sampai (5) merupakan satu proses penarikan sampel. Kemudian dilakukan penarikan sampel sejumlah  $J = 120000$  iterasi untuk mencapai kondisi konvergen dan menghasilkan estimasi parameter yang lebih baik.

## 4.2 Identifikasi Variabel Tingkat Kasus Kriminalitas di Jawa Timur

### 4.2.1 Deskripsi Tingkat Kasus Kriminalitas di Jawa Timur dan Variabel yang Mempengaruhi

Provinsi Jawa Timur terletak pada  $111,0^0$  hingga  $114,4^0$  bujur timur dan  $7,12^0$  hingga  $8,48^0$  lintang selatan dengan luas area  $47,22 \text{ km}^2$ . Jawa Timur merupakan provinsi terluas di antara enam provinsi di Pulau Jawa dengan jumlah penduduknya terbanyak kedua di Indonesia setelah Jawa Barat. Provinsi di ujung timur Pulau Jawa itu juga memiliki jumlah kabupaten/kota terbanyak di Indonesia, yakni 29 Kabupaten, 9 Kota, 657 Kecamatan, 784 Kelurahan, dan 8.484 Desa. Kabupaten Malang merupakan kabupaten dengan jumlah penduduk terbanyak, sedangkan Kota dengan jumlah penduduk terbanyak adalah Kota Surabaya (BPS, 2010).

Menurut kajian yang dilakukan Leni (2012) bahwa mayoritas penduduk Jawa Timur adalah Suku Jawa dan secara etnisitas cenderung heterogen. Dengan demikian,

Suku Jawa tersebar di hampir seluruh wilayah Jawa Timur daratan, sedangkan Suku Madura mendiami Pulau Madura dan daerah ‘tapal kuda’, terutama di daerah pesisir utara dan selatan. Hampir di seluruh kota di Jawa Timur terdapat minoritas suku Madura. Mereka umumnya bekerja di sektor informal. Adapun suku Tengger yang konon merupakan keturunan pelarian Kerajaan Majapahit tinggal di sekitar Pegunungan Tengger dan sekitarnya. Suku Osing mendiami sebagian pedalaman Kabupaten Bojonegoro.

Sama halnya dengan wilayah lain, selain penduduk asli, Jawa Timur juga dihuni oleh para pendatang. Minoritas pendatang yang cukup signifikan adalah orang Tionghoa dan Arab. Mereka umumnya tinggal di daerah perkotaan. Adapun suku Bali juga tinggal di sejumlah desa di Kabupaten Banyuwangi. Selain itu, saat ini banyak juga ekspatriat yang tinggal di Jawa Timur, terutama di Kota Surabaya dan sejumlah kawasan industri lainnya. Agama orang Tionghoa umumnya menganut Konghucu meskipun ada pula yang menganut Budha, Kristen, Katolik, Kota Surabaya yang dikelola orang Tionghoa dan memiliki arsitektur seperti kelenteng (Leni, 2012).

Pendapat lain yang mirip juga dikemukakan oleh Aribowo (2007) dalam Leni (2012) bahwa Jawa Timur terbagi menjadi beberapa subkultur kebudayaan. Pertama, budaya Arek yang menjadi karakteristik masyarakat di Kota Surabaya. Kedua, budaya yang mendekati subkultur Arek dengan ciri khasnya tersendiri. Subkultur tersebut banyak dijumpai di daerah-daerah yang menjadi penyangga kawasan Kota Surabaya, yaitu Sidoarjo, Mojokerto, Jombang, Gresik, Tuban dan Lamongan. Ketiga, budaya Mataraman yang merentang dari Ngawi, Kediri, Madiun, Nganjuk, Magetan, Trenggalek, Pacitan, Ponorogo, Tulungagung sampai Blitar. Keempat, budaya Pandalungan yang banyak dijumpai di pesisir pantai Jawa sebelah barat, khususnya Pasuruan, Probolinggo, Situbondo dan Jember. Subkultur Pandalungan semuanya dipengaruhi oleh Madura Islam. Kelima, subkultur Osing yang berada di Banyuwangi. Keenam, subkultur Samin yang agak mirip dengan Mataraman, namun mempunyai perspektif lain di luar Mataraman. Ketujuh, subkultur Tengger yang berada di Pegunungan Bromo dengan kultur yang agak khusus karena mendekati

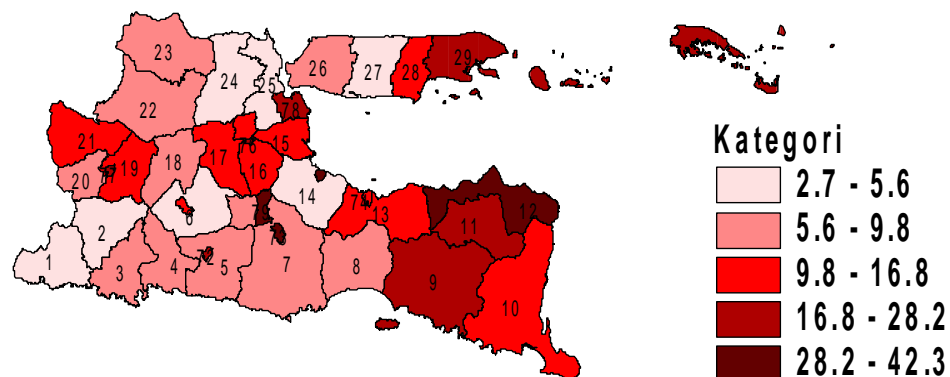


Majapahit. Selain itu, di Pulau Madura sendiri terdapat dua subkultur yang berbeda, yaitu Madura Kangan dan Madura Bawean.

Setelah dipaparkan karakteristik dan kebudayaan Jawa Timur berdasarkan penelitian sebelumnya, maka akan ditampilkan hasil analisis deskriptif dari variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian ini. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat uraiannya sebagai berikut.

### 1) Tingkat Kasus Kekerasan

Kasus kekerasan diidentifikasi beberapa jenis kasus kriminalitas diantaranya adalah pembunuhan, perkosaan, perampokan, pemerasan, dan perusakan. Kasus kekerasan sering terjadi di Kota Malang dan Kota Surabaya. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pemetaan sebagai berikut.



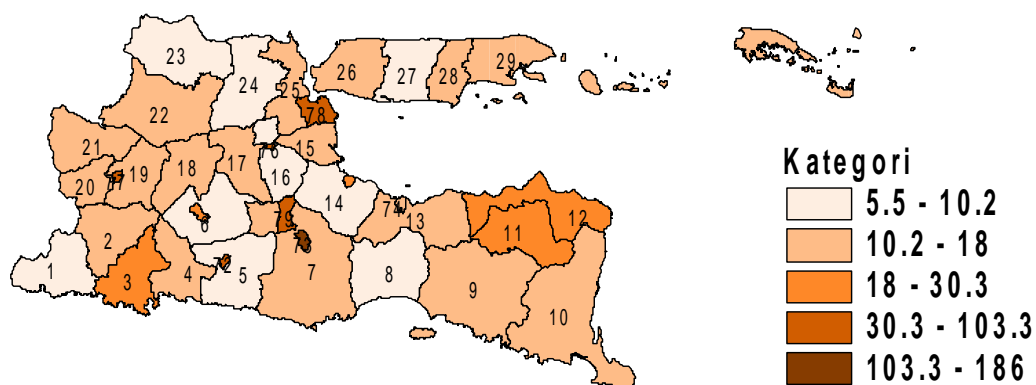
**Gambar 4.1** Pemetaan Tingkat Kasus Kekerasan di Jawa Timur Tahun 2012

Pada Gambar 4.1 memberikan informasi tentang pemetaan tingkat kasus kekerasan yang terjadi di Jawa Timur tahun 2012. Kategori jumlah kasus kekerasan yang tergolong paling rendah ( $< 5,6\%$ ) meliputi Pacitan, Ponorogo, Kediri, Pasuruan, Lamongan, Gresik dan Sampang. Kategori rendah ( $5,6\% - 9,8\%$ ) meliputi Trenggalek, Tulungagung, Blitar, Malang, Lamongan, Magetan, Nganjuk, Bojonegoro, Tuban dan Bangkalan. Kategori sedang ( $9,8\% - 16,8\%$ ) meliputi Ngawi, Madiun, Kota Kediri, Kota Jombang, Kota Mojokerto, Mojokerto, Sidoarjo, Pasuruan, Kota Pasuruan, Banyuwangi dan Pamekasan. Kemudian kategori tinggi

(16,8%–28,2%) meliputi Jember, Bondowoso, Kota Surabaya, Sumenep, Kota Blitar dan Kota Madiun. Sedangkan untuk kategori paling tinggi (28,2%–42,3%) meliputi Kota Malang, Kota Batu dan Situbondo. Oleh sebab itu, berdasarkan Gambar 4.1 dapat disimpulkan bahwa tingkat kasus kekerasan yang terjadi pada daerah tertentu mempunyai kaitan dengan tingkat kasus kekerasan yang terjadi di wilayah yang ada disekitarnya.

## 2) Tingkat Kasus Pencurian

Kasus pencurian di Jawa Timur pada tahun 2012 yang menonjol adalah kasus pencurian kendaraan bermotor. Kasus pencurian yang tertinggi adalah didominasi wilayah perkotaan. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pemetaan tingkat kasus pencurian sebagai berikut.



**Gambar 4.2** Pemetaan Tingkat Kasus Pencurian di Jawa Timur Tahun 2012

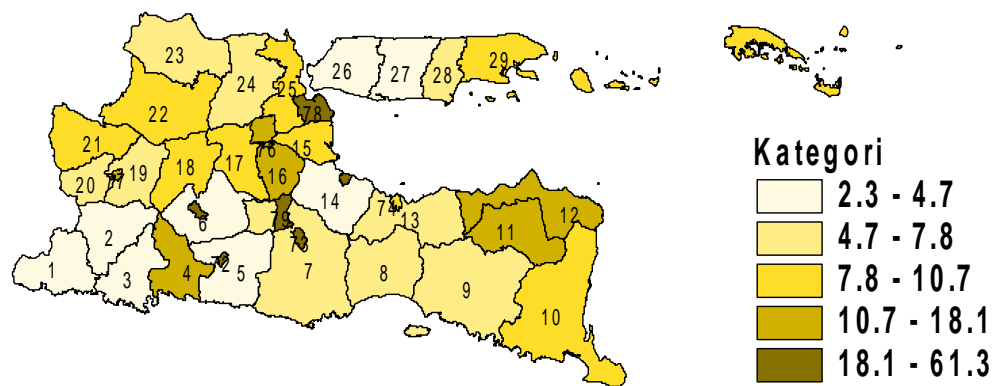
Pada Gambar 4.2 memberikan informasi tentang pemetaan tingkat kasus pencurian yang terjadi di Jawa Timur tahun 2012. Kategori tingkat kasus pencurian yang tergolong paling rendah (<10,2%) meliputi Pacitan, Blitar, Kediri, Mojokerto, Pasuruan, Lumajang, Tuban, Lamongan dan Sampang. Kategori rendah (10,2%–18%) meliputi Tulungagung, Ponorogo, Magetan, Madiun, Ngawi, Bojonegoro, Nganjuk, Jombang, Sidoarjo, Gresik, Kota Probolinggo, Probolinggo, Jember, Banyuwangi, Bangkalan, Pamekasan dan Sumenep. Sementara kategori sedang (18%–30,3%) meliputi Trenggalek, Kota Kediri, Kota Pasuruan, Bondowoso



dan Situbondo. Kategori tinggi (30,3%–103,3%) meliputi Kota Madiun, Kota Blitar, Kota Batu dan Kota Surabaya. Sedangkan untuk kategori paling tinggi (>103,3%) meliputi Kota Malang. Oleh sebab itu, berdasarkan Gambar 4.2 dapat disimpulkan bahwa tingkat kasus pencurian yang terjadi pada daerah tertentu mempunyai kaitan dengan tingkat kasus pencurian yang terjadi di wilayah yang ada disekitarnya.

### 3) Tingkat Kasus Penipuan

Kasus penipuan merupakan kasus yang sering terjadi disekeliling kita dengan salah satu modusnya adalah undian berhadian. Kasus penipuan ini biasanya terjadi di kota besar seperti kota Surabaya dan Kota Malang. Untuk lebih jelasnya pemetaan tentang kasus penipuan dapat dilihat sebagai berikut.



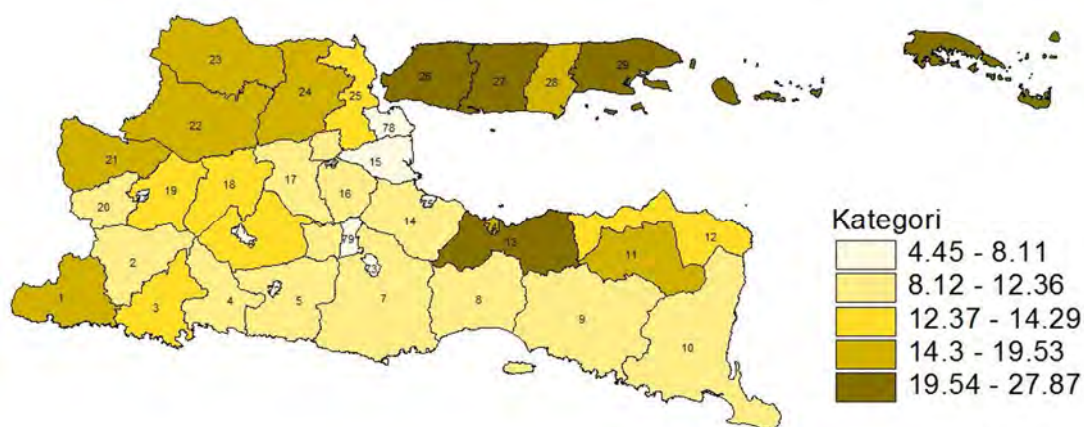
**Gambar 4.3** Pemetaan Tingkat Kasus Penipuan di Jawa Timur Tahun 2012

Pada Gambar 4.3 memberikan informasi tentang pemetaan tingkat kasus penipuan yang terjadi di Jawa Timur tahun 2012. Kategori tingkat kasus penipuan yang tergolong paling rendah (<4,7%) meliputi Pacitan, Ponorogo, Trenggalek, Blitar, Kediri, Pasuruan, Bangkalan dan Sampang. Kategori rendah (4,7%–7,8%) meliputi Magetan, Madiun, Malang, Lumajang, Probolinggo, Jember, Lamongan, Tuban dan Pamekasan. Kategori sedang (7,8%–10,7%) meliputi Ngawi, Bojonegoro, Nganjuk, Jombang, Sidoarjo, Gresik, Banyuwangi dan Sumenep. Kategori tinggi (10,7%–18,1%) meliputi Tulungagung, Mojokerto, Kota Mojokerto, Bondowoso dan Situbondo. Sedangkan untuk kategori paling tinggi (>18,1%) meliputi Kota Madiun,

Kota Kediri, Kota Blitar, Kota Malang, Kota Batu, Kota Pasuruan dan Kota Surabaya. Oleh sebab itu, berdasarkan Gambar 4.3 dapat disimpulkan bahwa tingkat kasus penipuan yang terjadi pada daerah tertentu mempunyai kaitan dengan tingkat kasus penipuan yang terjadi di wilayah yang ada disekitarnya.

#### 4) Persentase Penduduk Miskin

Persentase penduduk miskin merupakan salah satu indikator kesejahteraan masyarakat yang menjadi tolak ukur keberhasilan suatu pembangunan daerah. Kemiskinan dapat menjadi berbagai masalah sosial, kerawanan pangan dan dapat berdampak pada meningkatnya jumlah kasus kriminalitas. Persentase penduduk miskin terendah di Kota Batu (4,45%) dan yang tertinggi di Sampang (27,87%).



**Gambar 4.4** Pemetaan Persentase Penduduk Miskin di Jawa Timur Tahun 2012

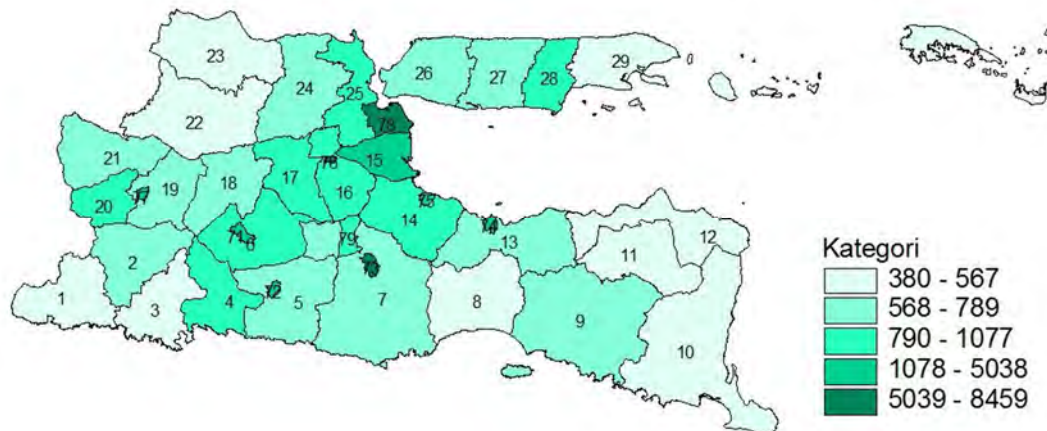
Pada Gambar 4.4 memberikan informasi tentang persebaran persentase penduduk miskin di Jawa Timur tahun 2012. Kategori persentase penduduk miskin yang paling rendah ( $< 8,12\%$ ) mencirikan kesejahteraan masyarakatnya, wilayahnya meliputi Sidoarjo dan wilayah perkotaan seperti Kota Kediri, Kota Blitar, Kota Malang, Kota Pasuruan, Kota Mojokerto, Kota Madiun, Kota Surabaya dan Kota Batu. Kategori rendah ( $8,12\% - 12,36\%$ ) meliputi Ponorogo, Tulungagung, Blitar, Malang, Lumajang, Jember, Banyuwangi, Pasuruan, Mojokerto, Jombang dan Magetan. Persentase penduduk miskin kategori sedang ( $12,37\% - 14,29\%$ ) meliputi Trenggalek, Kediri, Situbondo, Nganjuk, Madiun dan Gresik. Persentase penduduk



miskin pada kategori tinggi (14,30%–19,53%) meliputi Pacitan, Bondowoso, Ngawi, Bojonegoro, Tuban, Lamongan, Pamekasan dan Kota Probolinggo. Sedangkan untuk kategori paling tinggi (>19,53%) meliputi Bangkalan, Sampang, Sumenep dan Probolinggo.

### 5) Kepadatan Penduduk

Menurut BPS (2013) bahwa kepadatan penduduk merupakan salah satu indikator tingginya tingkat kriminalitas di suatu wilayah. Kepadatan penduduk tertinggi dimiliki oleh Kota Surabaya (8459 jiwa/Km<sup>2</sup>) dan yang terendah adalah Pacitan (380 jiwa/Km<sup>2</sup>).



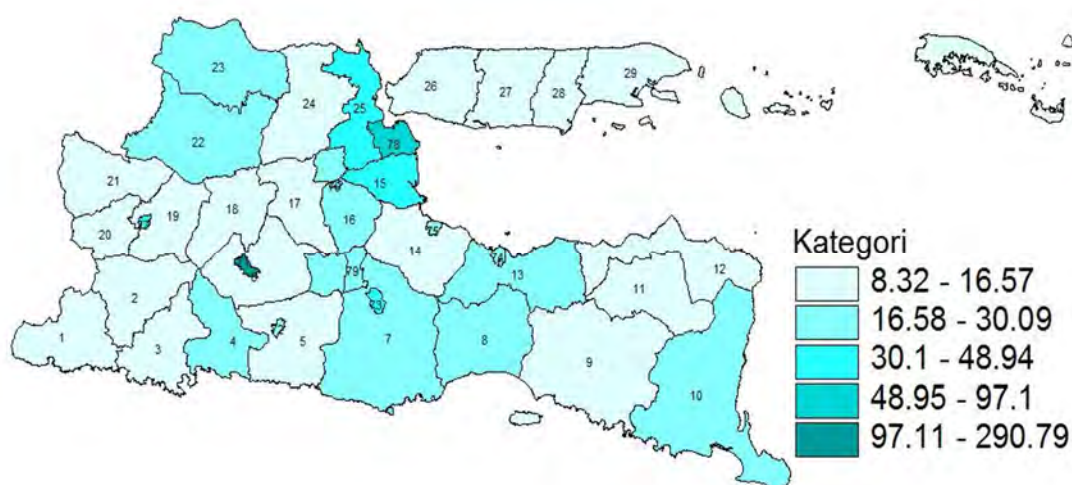
**Gambar 4.5** Pemetaan Kepadatan Penduduk di Jawa Timur Tahun 2012

Pada Gambar 4.5 memberikan informasi tentang persebaran daerah berdasarkan kepadatan penduduknya. Daerah dengan kepadatan penduduk kategori sangat rendah (<568 jiwa/Km<sup>2</sup>) meliputi Pacitan, Trenggalek, Lumajang, Banyuwangi, Bondowoso, Situbondo, Probolinggo, Bojonegoro, Tuban dan Sumenep. Kategori rendah (568–789 jiwa/Km<sup>2</sup>) meliputi Ponorogo, Blitar, Malang, Jember, Probolinggo, Nganjuk, Madiun, Ngawi, Lamongan, Bangkalan dan Sampang. Kategori sedang (790–1077 jiwa/Km<sup>2</sup>) meliputi Tulungagung, Pamekasan dan sebagian besar kawasan arek (Kediri, Pasuruan, Mojokerto, Jombang, Magetan, Gresik dan Kota Batu). Kategori tinggi (1078–5038 jiwa/Km<sup>2</sup>) meliputi Kota Kediri, Probolinggo, Pasuruan, Madiun dan Sidoarjo. Sedangkan daerah dengan kepadatan

penduduk sangat tinggi ( $>5038$  jiwa/ $\text{Km}^2$ ) adalah Kota Mojokerto, Kota Malang dan Kota Surabaya. Hal ini dikarenakan pembangunan infrastruktur pada Kota tersebut sudah sangat baik.

## 6) PDRB Perkapita

PDRB perkapita merupakan salah satu indikator tingkat kemakmuran masyarakat dan mencerminkan kemampuan ekonomi suatu wilayah. PDRB perkapita sangat terkait dengan jumlah PDRB yang dihasilkan serta jumlah penduduk. Semakin besar jumlah penduduk, maka semakin kecil PDRB perkapitanya. Pada tingkat Provinsi, PDRB perkapita Jawa Timur mencapai Rp. 29,62 juta per tahun. PDRB perkapita terendah adalah Kabupaten Pacitan (8,32 juta pertahun) sedangkan yang tertinggi adalah Kota Kediri ( 290,79 juta pertahun). Hal ini disebabkan oleh jumlah penduduk Kota Kediri yang sedikit dan output sektor industri yang sangat besar, salah satunya dari perusahaan rokok PT. Gudang Garam.



**Gambar 4.6** Pemetaan PDRB Perkapita di Jawa Timur Tahun 2012

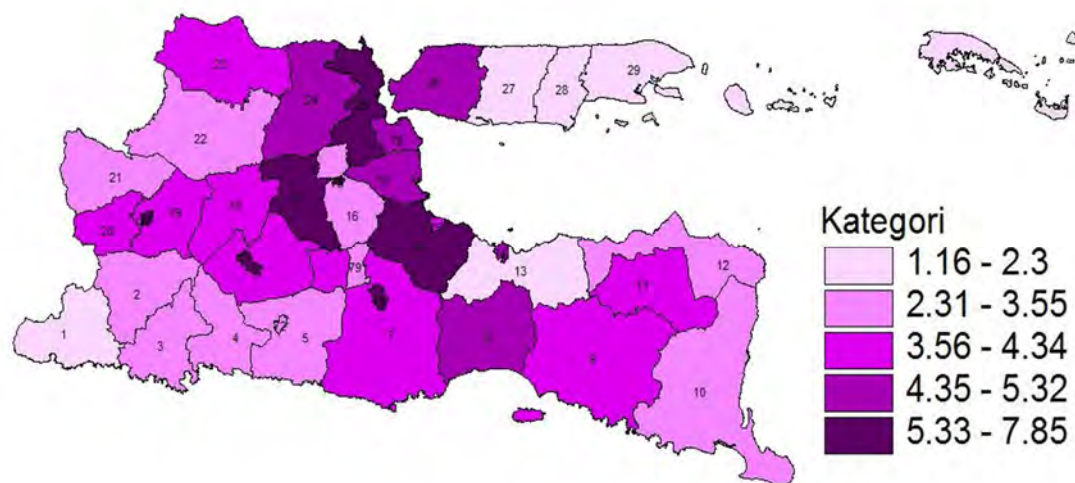
Pada Gambar 4.6 memberikan informasi bahwa terjadi pengelompokan wilayah, daerah-daerah yang berdekatan cenderung memiliki PDRB perkapita yang relatif sama. Sebagian besar Kabupaten di Jawa Timur memiliki PDRB perkapita dengan kategori sangat rendah ( $<16,57$  juta pertahun) seperti yang terjadi di Pulau Madura (Bangkalan, Sampang, Pamekasan dan Sumenep), Pacitan, Ponorogo,



Trenggalek, Blitar, Jember, Bondowoso, Situbondo, Pasuruan, Jombang, Nganjuk, Madiun, Magetan, Ngawi dan Lamongan. Kategori rendah (16,58–30,09 juta pertahun) meliputi Tulungagung, Malang, Lumajang, Banyuwangi, Probolinggo, Mojokerto, Bojonegoro, Tuban, Kota Blitar, Kota Probolinggo, Kota Pasuruan, Kota Mojokerto dan Kota Batu. Kab. Sedangkan Sidoarjo dan Gresik memiliki PDRB perkapita yang cukup tinggi (30,1–48,94 juta pertahun). Hal itu disebabkan karena kedua Kabupaten tersebut berdekatan dengan Kota Surabaya yang merupakan pusat perekonomian di Jawa Timur dengan PDRB perkapita sebesar 97,1 juta per tahun atau kategori sangat tinggi.

### 7) Tingkat Pengangguran Terbuka

Pengangguran merupakan salah satu permasalahan utama pemerintah yang diprioritaskan dalam menyusun strategi pembangunan. Pengangguran terbuka adalah mereka yang sedang mencari kerja atau sedang menyiapkan usaha atau tidak mencari kerja karena merasa tidak mungkin mendapatkan pekerjaan, atau sudah diterima kerja tetapi belum mulai bekerja. Tingkat pengangguran terbuka di Jawa Timur pada Tahun 2012 mencapai 4,12 persen dimana Kabupaten/Kota yang memiliki tingkat pengangguran tertinggi adalah Kota Kediri (7,85%) dan yang terendah adalah Pacitan (1,16%).

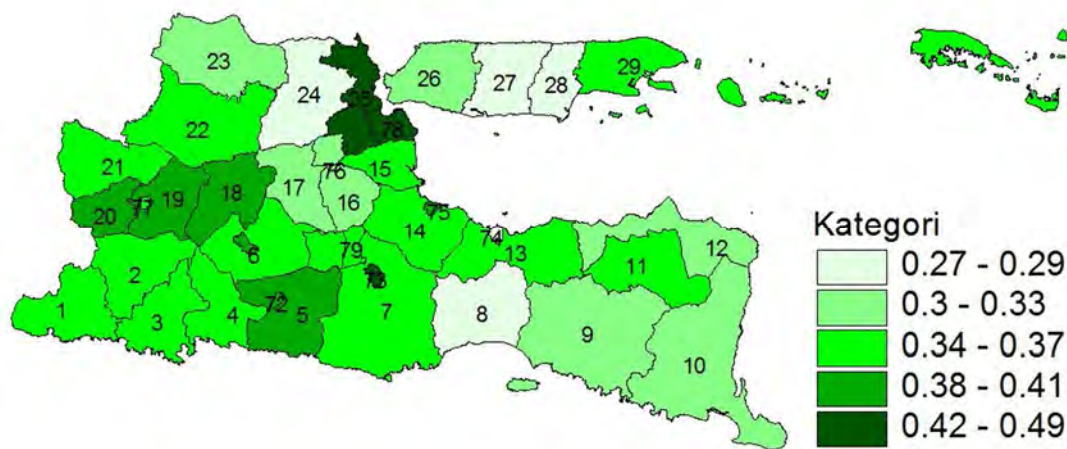


**Gambar 4.7** Pemetaan Tingkat Pengangguran Terbuka di Jawa Timur Tahun 2012

Pada Gambar 4.7 memberikan informasi bahwa tingkat pengangguran terbuka dengan kategori sangat rendah ( $<2,31\%$ ) meliputi Sampang, Pamekasan, Sumenep, Pacitan dan Probolinggo. Mayoritas Kabupaten/Kota masuk dalam kategori rendah ( $2,31\% - 3,55\%$ ) meliputi sebagian kawasan Mataraman (Ponorogo, Trenggalek, Tulungagung, Blitar, Kota Blitar dan Ngawi) serta Banyuwangi, Situbondo, Mojokerto, Bojonegoro dan Kota Batu. Kategori sedang ( $3,56\% - 4,34\%$ ) meliputi Kediri, Malang, Jember, Bondowoso, Nganjuk, Madiun, Magetan dan Tuban. Kategori tinggi ( $4,35\% - 5,32\%$ ) meliputi Lumajang, Sidoarjo, Lamongan, Bangkalan, Kota Probolinggo, Kota Pasuruan dan Kota Surabaya. Sedangkan pada kategori sangat tinggi ( $>5,32\%$ ) meliputi Pasuruan, Jombang, Gresik, Kota Kediri, Kota Malang dan Kota Madiun.

## 8) Indeks Gini

Indeks Gini digunakan untuk mengukur tingkat ketimpangan pendapatan rumah tangga secara menyeluruh pada masing-masing wilayah. Nilai indeks Gini Jawa Timur pada tahun 2012 mencapai 0,36. Hal ini menunjukkan bahwa tingkat ketimpangan pendapatan di Jawa Timur cukup tinggi atau kesenjangan pendapatan penduduk relatif terlihat antara penduduk yang berpenghasilan tinggi dan yang berpenghasilan rendah. Kabupaten/Kota yang memiliki persentase tertinggi adalah Kota Malang (0,49) dan yang terendah adalah Pamekasan (0,27).



**Gambar 4.8** Pemetaan Indeks Gini di Jawa Timur Tahun 2012

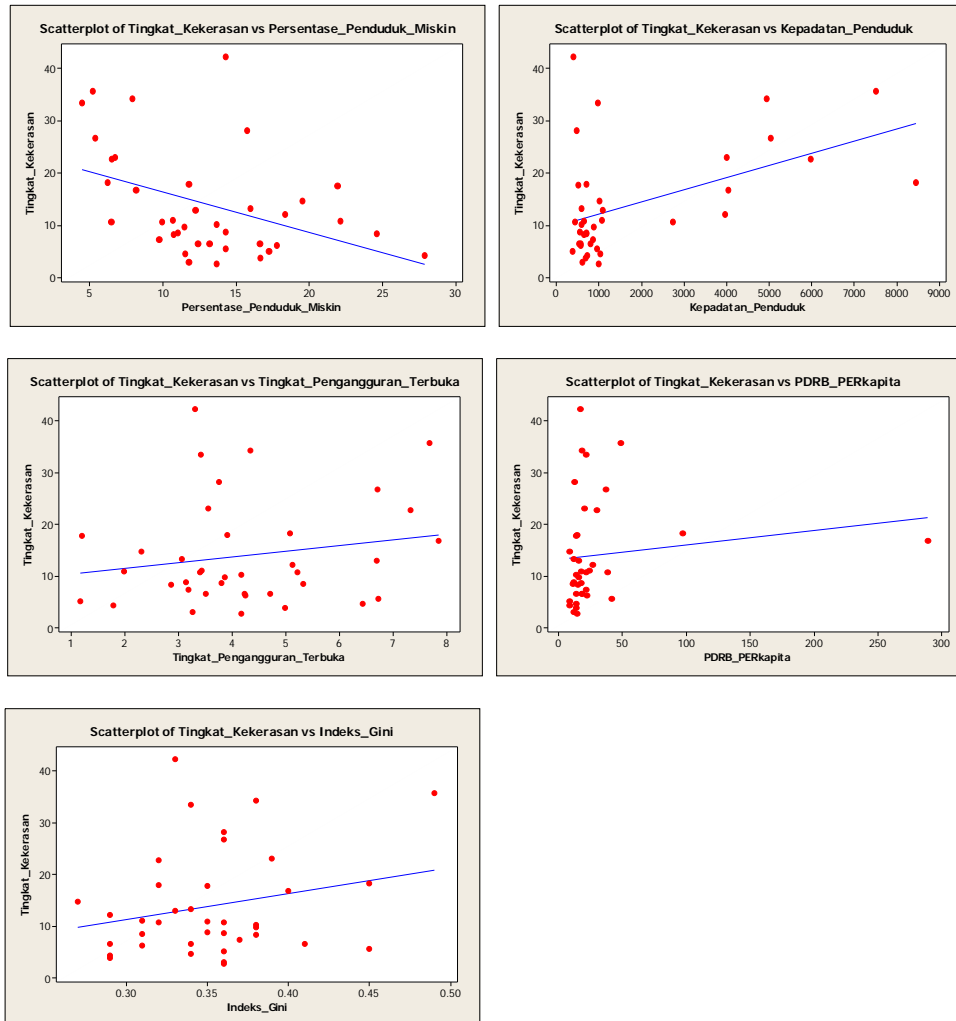


Pada Gambar 4.8 memberikan informasi bahwa nilai indeks Gini di Jawa Timur terbagi menjadi lima kategori. Indeks Gini dengan kategori sangat rendah (0,27–0,29) dimiliki oleh Lumajang, Lamongan, Sampang, Pamekasan dan Kota Probolinggo. Pada kategori rendah (0,29–0,33) meliputi Jember, Banyuwangi, Situbondo, Jombang, Tuban dan Bangkalan. Kategori sedang (0,33–0,37) merupakan kategori dengan jumlah Kabupaten/Kota terbanyak yang terdiri dari 15 Kabupaten/Kota yaitu Pacitan, Ponorogo, Trenggalek, Tulungagung, Kediri, Malang, Bondowoso, Probolinggo, Pasuruan, Sidoarjo, Ngawi, Bojonegoro, Sumenep, Kota Madiun dan Kota Batu. Kategori tinggi (0,37–0,41) meliputi Magetan, Madiun, Nganjuk, Blitar, Kota Blitar, Kota Kediri dan Kota Pasuruan. Sedangkan pada kategori sangat tinggi (0,41–0,49) meliputi Gresik, Kota Surabaya dan Kota Malang.

#### **4.2.2 Identifikasi Pola Hubungan Antar Variabel**

Sebelum melakukan pemodelan tingkat kasus kriminalitas di Jawa Timur, terlebih dahulu melakukan identifikasi terhadap pola hubungan antara variabel respon (tingkat kasus kekerasan ( $Y_1$ ), tingkat kasus pencurian ( $Y_2$ ), dan tingkat kasus penipuan ( $Y_3$ )) dengan variabel prediktor (persentase penduduk miskin ( $X_1$ ), kepadatan penduduk ( $X_2$ ), tingkat pengangguran terbuka ( $X_3$ ), PDRB Perkapita ( $X_4$ ), dan indeks Gini ( $X_5$ )). Pola hubungan antara tingkat kasus kekerasan ( $Y_1$ ) dengan dengan kelima variabel prediktor dapat dilihat pada Gambar 4.9.

Gambar 4.9 memberikan informasi bahwa hubungan antar variabel prediktor dan respon yang menunjukkan hubungan positif adalah hubungan antara tingkat kasus kekerasan ( $Y_1$ ) dengan kepadatan penduduk ( $X_2$ ), tingkat pengangguran terbuka ( $X_3$ ), PDRB Perkapita ( $X_4$ ), dan indeks Gini ( $X_5$ ). Sementara itu, hubungan antara tingkat kasus kekerasan ( $Y_1$ ) dengan persentase penduduk miskin ( $X_1$ ) menunjukkan hubungan negatif.

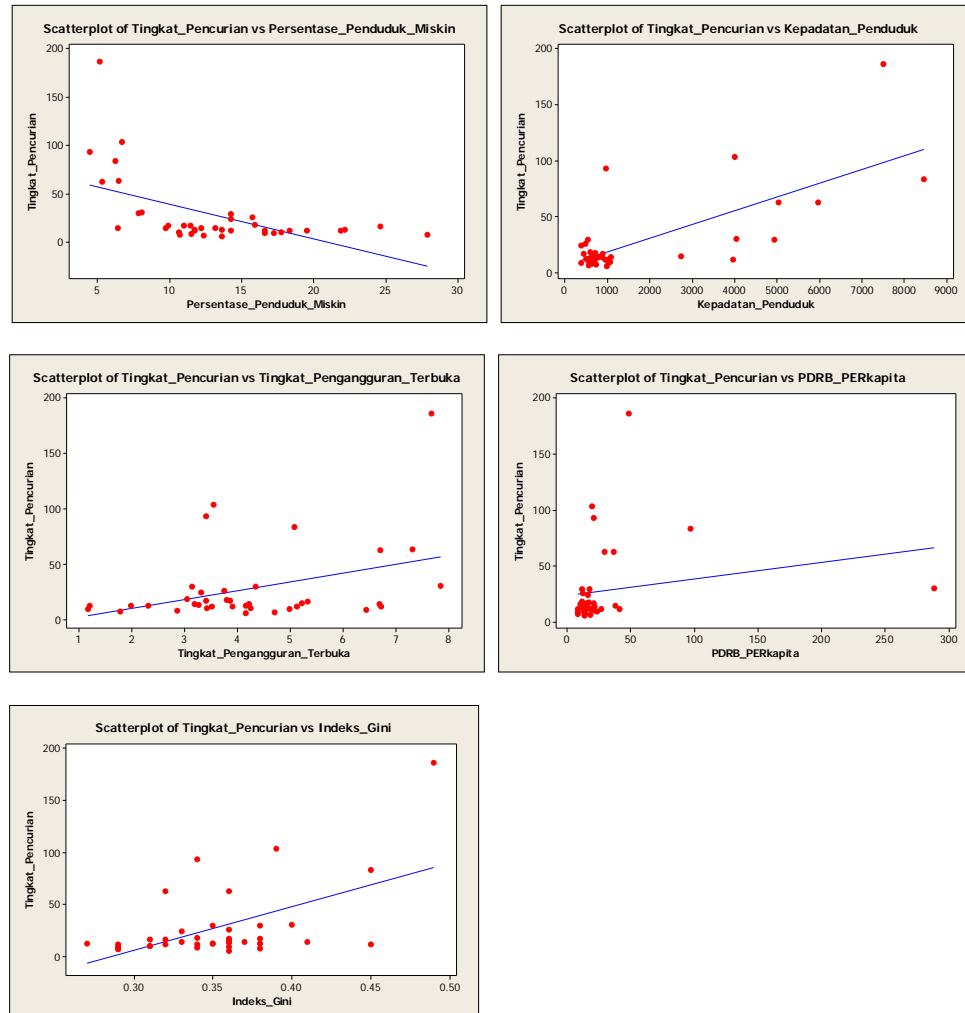


**Gambar 4.9** Pola Hubungan Antara Variabel Prediktor dengan Tingkat Kasus Kekerasan

Selanjutnya tingkat kasus pencurian diduga dipengaruhi oleh lima variabel prediktor. Pola hubungan antara tingkat kasus pencurian dengan kelima variabel prediktor dapat dilihat pada Gambar 4.10.

Gambar 4.10 memberikan informasi bahwa hubungan antar variabel prediktor dan respon yang menunjukkan hubungan positif adalah hubungan antara tingkat kasus pencurian ( $Y_2$ ) dengan kepadatan penduduk ( $X_2$ ), tingkat pengangguran terbuka ( $X_3$ ), PDRB Perkapita ( $X_4$ ), dan indeks Gini ( $X_5$ ). Sementara itu, hubungan antara tingkat kasus pencurian ( $Y_2$ ) dengan persentase penduduk miskin ( $X_1$ ) menunjukkan hubungan negatif.

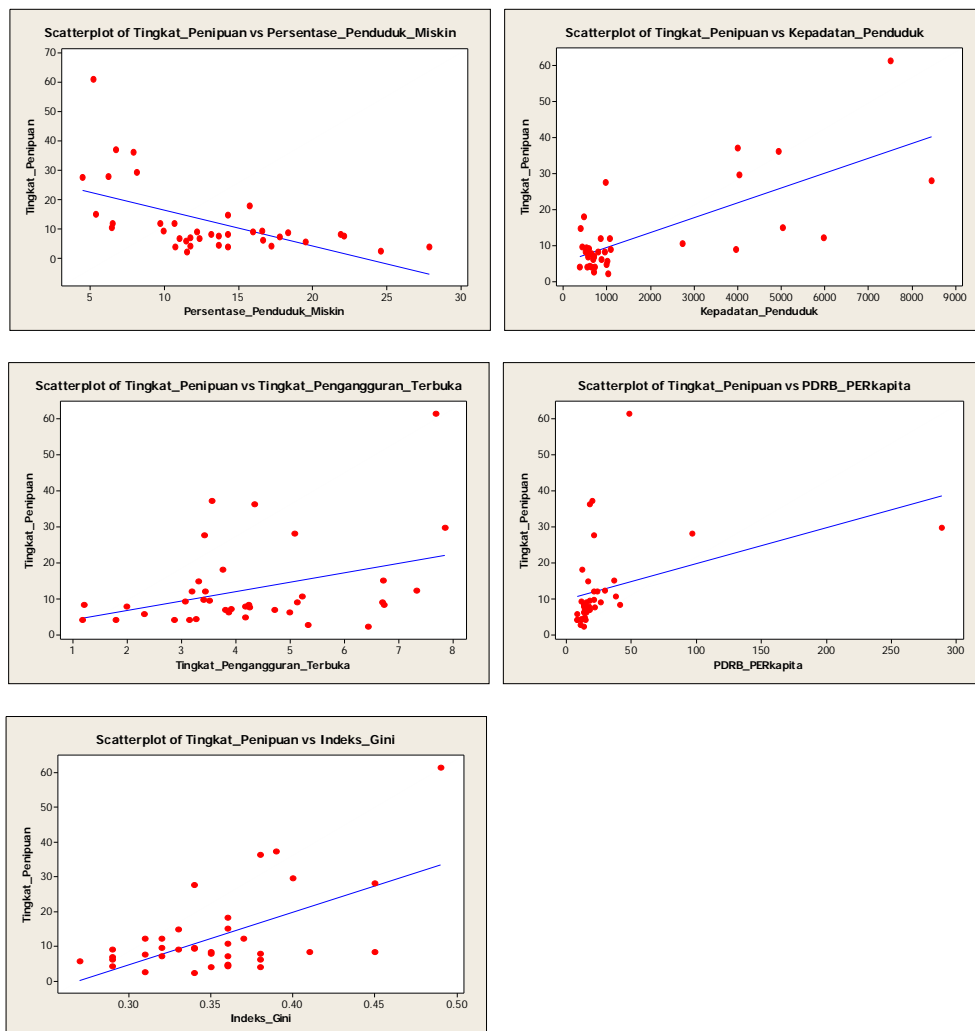




**Gambar 4.10** Pola Hubungan Antara Variabel Prediktor dengan Tingkat Kasus Pencurian

Selanjutnya tingkat kasus penipuan diduga dipengaruhi oleh lima variabel prediktor. Pola hubungan antara tingkat kasus penipuan ( $Y_3$ ) dengan kelima variabel prediktor dapat dilihat pada Gambar 4.11.

Gambar 4.11 memberikan informasi bahwa hubungan antar variabel prediktor dan respon yang menunjukkan hubungan positif adalah hubungan antara tingkat kasus penipuan ( $Y_3$ ) dengan kepadatan penduduk ( $X_2$ ), tingkat pengangguran terbuka ( $X_3$ ), PDRB Perkapita ( $X_4$ ), dan indeks Gini ( $X_5$ ). Sementara itu, hubungan antara tingkat kasus penipuan ( $Y_3$ ) dengan persentase penduduk miskin ( $X_1$ ) menunjukkan hubungan negatif.



**Gambar 4.11** Pola Hubungan Antara Variabel Prediktor dengan Tingkat Kasus Penipuan

Berdasarkan Gambar 4.9, Gambar 4.10, dan Gambar 4.11 dapat dilihat bahwa pola hubungan tingkat kasus kriminalitas baik tingkat kasus kekerasan ( $Y_1$ ), tingkat kasus pencurian ( $Y_2$ ) maupun tingkat kasus penipuan ( $Y_3$ ) menunjukkan hubungan positif dengan kepadatan penduduk ( $X_2$ ), tingkat pengangguran terbuka ( $X_3$ ), PDRB Perkapita ( $X_4$ ), dan indeks Gini ( $X_5$ ). Pola hubungan tersebut sesuai dengan teori ekonomi bahwa semakin meningkat kepadatan penduduk, pengangguran terbuka, dan indeks Gini suatu wilayah maka peluang terjadinya kasus kriminalitas semakin besar.

Lain halnya dengan PDRB Perkapita yang menunjukkan hubungan positif padahal menurut teori bahwa semakin tinggi PDRB Perkapita suatu wilayah maka



kasus kriminalitas berkurang. Akan tetapi yang terjadi berdasarkan pola hubungan adalah sebaliknya. Hal tersebut terjadi karena berdasarkan data bahwa pada daerah perkotaan didominasi dengan tingginya PDRB Perkapita dan kasus kriminalitas yang terjadi juga lebih banyak dibandingkan dengan daerah Kabupaten.

Persentase penduduk miskin di Jawa Timur pada tahun 2012 berkorelasi negatif dengan tingkat kasus kriminalitas. Kabupaten/Kota di Jawa Timur yang memiliki persentase penduduk miskin yang tinggi, justru memiliki resiko menjadi korban tindak kriminalitas yang rendah. Sebagai contoh, penduduk yang tinggal di kawasan perumahan elit, memiliki resiko menjadi korban kasus kriminalitas yang lebih tinggi dibandingkan mereka yang tinggal di kawasan kumuh. Hal tersebut disebabkan karena Kabupaten/Kota di Jawa Timur yang memiliki tingkat kasus kriminalitas tinggi cenderung memiliki persentase penduduk miskin yang rendah (BPS, 2012).

Dari hasil yang didapatkan pada plot hubungan antar tingkat kasus kriminalitas baik tingkat kasus kekerasan ( $Y_1$ ), tingkat kasus pencurian ( $Y_2$ ), dan tingkat kasus penipuan ( $Y_3$ ) terhadap persentase penduduk miskin ( $X_1$ ), kepadatan penduduk ( $X_2$ ), tingkat pengangguran terbuka ( $X_3$ ), PDRB Perkapita ( $X_4$ ), dan indeks Gini ( $X_5$ ) dapat dikuatkan dengan melihat korelasi antar variabel pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 memberikan informasi bahwa antar variabel tingkat kasus kriminalitas baik tingkat kasus kekerasan ( $Y_1$ ), tingkat kasus pencurian ( $Y_2$ ) maupun tingkat kasus penipuan ( $Y_3$ ) mempunyai korelasi yang tinggi yaitu lebih dari 0,5. Selain itu variabel tingkat kasus pencurian ( $Y_2$ ) dan tingkat kasus penipuan ( $Y_3$ ) juga mempunyai korelasi lebih dari 0,5 terhadap variabel kepadatan penduduk ( $X_2$ ) dan indeks Gini ( $X_5$ ). Tetapi perlu juga diperhatikan bahwa antar variabel prediktor juga mempunyai korelasi lebih dari 0,5 yaitu kepadatan penduduk ( $X_2$ ) dengan tingkat pengangguran terbuka ( $X_3$ ). Kemudian persentase penduduk miskin ( $X_1$ ) dengan kepadatan penduduk ( $X_2$ ), tingkat pengangguran terbuka ( $X_3$ ), PDRB perkapita ( $X_4$ ), dan indeks Gini ( $X_5$ ) mempunyai korelasi negatif.

**Tabel 4.1** Korelasi Antar Variabel

Variabel	Y <sub>1</sub>	Y <sub>2</sub>	Y <sub>3</sub>	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>	X <sub>5</sub>
Y <sub>1</sub>	-	<b>0,641</b> (0,000)	<b>0,717</b> (0,000)	-0,422 (0,008)	0,487 (0,002)	0,188 (0,258)	0,128 (0,443)	0,234 (0,158)
Y <sub>2</sub>	<b>0,641</b> (0,000)	-	<b>0,870</b> (0,000)	-0,552 (0,000)	<b>0,725</b> (0,000)	0,379 (0,019)	0,191 (0,249)	<b>0,547</b> (0,000)
Y <sub>3</sub>	<b>0,717</b> (0,000)	<b>0,870</b> (0,000)	-	-0,561 (0,000)	<b>0,723</b> (0,000)	0,371 (0,022)	0,382 (0,018)	<b>0,589</b> (0,000)
X <sub>1</sub>	-0,422 (0,008)	-0,552 (0,000)	-0,561 (0,000)	-	-0,551 (0,000)	-0,496 (0,002)	-0,303 (0,018)	-0,487 (0,002)
X <sub>2</sub>	0,487 (0,002)	<b>0,725</b> (0,000)	<b>0,723</b> (0,000)	-0,551 (0,000)	-	0,571 (0,000)	0,427 (0,008)	0,484 (0,002)
X <sub>3</sub>	0,188 (0,258)	0,379 (0,019)	0,371 (0,022)	-0,496 (0,002)	0,571 (0,000)	-	0,482 (0,002)	0,326 (0,046)
X <sub>4</sub>	0,128 (0,443)	0,191 (0,249)	0,382 (0,018)	-0,303 (0,018)	0,427 (0,008)	0,482 (0,002)	-	0,345 (0,034)
X <sub>5</sub>	0,234 (0,158)	<b>0,547</b> (0,000)	<b>0,589</b> (0,000)	-0,487 (0,002)	0,484 (0,002)	0,326 (0,046)	0,345 (0,034)	-

Keterangan; Baris pertama: nilai korelasi dan baris kedua: p-value

### 4.3 Pemodelan Tingkat Kasus Kriminalitas di Jawa Timur

#### 4.3.1 Pemodelan Regresi Linier Berganda

Pemodelan dengan regresi linier berganda dilakukan untuk mengetahui parameter yang signifikan mempengaruhi tingkat kriminalitas di Kabupaten/Kota di Jawa Timur dengan menggunakan persamaan tunggal. Selain itu, pemodelan dengan regresi linier berganda juga dilakukan untuk mendapatkan *error* model sehingga dapat dilakukan pengujian aspek spasial. Tabel hasil estimasi parameter model regresi linier berganda dapat dilihat pada Tabel 4.2. Berdasarkan hasil yang didapatkan pada Tabel 4.2 bahwa tingkat kasus kekerasan (Y<sub>1</sub>) dipengaruhi secara signifikan oleh persentase penduduk miskin (X<sub>1</sub>). Selanjutnya tingkat kasus pencurian (Y<sub>2</sub>) dan tingkat kasus penipuan (Y<sub>3</sub>) dipengaruhi secara signifikan oleh persentase penduduk miskin (X<sub>1</sub>) dan indeks Gini (X<sub>5</sub>).



**Tabel 4.2** Hasil Estimasi Parameter Model Regresi Linier Berganda

Prediktor	Y <sub>1</sub>			Y <sub>2</sub>			Y <sub>3</sub>		
	Koef.	Std.E	Sig.	Koef.	Std.E	Sig.	Koef.	Std.E	Sig.
Konstanta	26,964	16,486	0,112	-33,218	43,059	0,446	-6,585	14,415	0,651
X <sub>1</sub>	-0,540	0,350	0,133	-1,123	0,913	0,228	-0,405	0,306	0,195
X <sub>2</sub>	<b>0,002</b>	0,001	<b>0,023</b>	<b>0,010</b>	0,003	<b>0,000</b>	<b>0,003</b>	0,001	<b>0,001</b>
X <sub>3</sub>	-1,122	1,167	0,342	-1,068	3,047	0,728	-1,125	1,020	0,278
X <sub>4</sub>	-0,012	0,038	0,750	-0,144	0,100	0,159	0,020	0,033	0,548
X <sub>5</sub>	-14,06	38,607	0,718	<b>186,24</b>	100,83	<b>0,074</b>	<b>65,551</b>	33,756	<b>0,061</b>
R-Squared	0.305			0.624			0.627		

Menurut Isbandi (2014) bahwa fakta yang ada dimasyarakat mengenai tingkat kasus kriminalitas khususnya di Jawa Timur saling berkaitan antara jenis kriminalitas yang satu dengan jenis kriminalitas yang lainnya. Oleh sebab itu, dilakukan pengujian aspek spasial dengan menggunakan *error* model regresi linier berganda. Selain itu, *error* model regresi linier berganda juga digunakan untuk membentuk matiks varians-kovarians awal. Selanjutnya dilakukan pengecekan apakah terdapat korelasi antar model dapat dilihat pada Tabel 4.3 berikut.

**Tabel 4.3** Korelasi Antar *Error* Model

<i>Error</i>	Y <sub>1</sub>		Y <sub>2</sub>		Y <sub>3</sub>	
	Nilai	Sig.	Nilai	Sig.	Nilai	Sig.
Y <sub>1</sub>	-	-	0,474	0,003	0,645	0,000
Y <sub>2</sub>	0,474	0,003	-	-	0,723	0,000
Y <sub>3</sub>	0,645	0,000	0,723	0,000	-	-

Berdasarkan Tabel 4.3 dapat dikatakan bahwa korelasi *error* antara tingkat kasus kekerasan (Y<sub>1</sub>) dengan tingkat kasus pencurian (Y<sub>2</sub>) dan tingkat kasus penipuan (Y<sub>3</sub>) adalah berturut-turut sebesar 0,474 dan 0,645. Kemudian, korelasi *error* antara tingkat kasus pencurian (Y<sub>2</sub>) dengan tingkat kasus penipuan (Y<sub>3</sub>) adalah sebesar 0,723. Signifikansi menunjukkan bahwa korelasinya signifikan pada  $\alpha = 0,01$ .

Karena asumsi adanya korelasi *error* antar model telah terpenuhi, maka langkah selanjutnya adalah melakukan pemodelan *Seemingly Unrelated Regression* (SUR).

#### 4.3.2 Pengujian Efek Spasial pada SUR

Pengujian efek spasial dilakukan untuk mengetahui apakah terdapat pengaruh spasial pada tingkat kasus kriminalitas di Jawa Timur. Efek spasial yang akan diuji meliputi dependensi spasial dan heterogenitas spasial. Pengujian efek spasial pada data dapat dilihat pada Tabel 4.4.

**Tabel 4.4** Pengujian Efek Spasial

Pengujian	Y <sub>1</sub>		Y <sub>2</sub>		Y <sub>3</sub>	
	Nilai	Sig.	Nilai	Sig.	Nilai	Sig.
Moran's I	-0,193	0,152	<b>0,141</b>	<b>0,075</b>	-0,161	0,687
Breush-Pagan	9,634	0,275	9,872	0,284	9,668	0,378

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 4.4 bahwa pada  $\alpha = 10\%$ , pengujian Moran's I signifikan pada *error* untuk model tingkat kasus kriminalitas dengan tingkat kasus pencurian (Y<sub>2</sub>). Hal tersebut menunjukkan bahwa terdapat dependensi spasial pada *error* model tingkat kasus kriminalitas dengan tingkat kasus pencurian (Y<sub>2</sub>). Sementara itu, untuk model tingkat kasus kriminalitas dengan tingkat kasus kekerasan (Y<sub>1</sub>) dan tingkat kasus penipuan (Y<sub>3</sub>) dengan taraf signifikansi yang sama tidak terdapat adanya dependensi spasial.

Pengujian Breush-Pagan dilakukan untuk melihat apakah terdapat heterogenitas spasial pada data. Pada Tabel 4.4 bahwa pada  $\alpha = 10\%$  tidak ditemukan adanya heterogenitas spasial baik pada model tingkat kasus kriminalitas dengan tingkat kasus kekerasan (Y<sub>1</sub>), tingkat kasus pencurian (Y<sub>2</sub>) maupun tingkat kasus penipuan (Y<sub>3</sub>).

Pengujian yang telah dilakukan pada Tabel 4.4 dapat diketahui bahwa pada salah satu model terdapat dependensi spasial namun pada keseluruhan model tidak terdapat heterogenitas spasial. Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa terdapat efek spasial pada tingkat kasus kriminalitas di Jawa Timur. Adanya efek



spasial pada pada tingkat kasus kriminalitas di Jawa Timur dapat dilanjutkan dengan menambahkan komponen spasial pada model SUR yang akan dibentuk.

Penambahan komponen spasial pada model SUR dapat diletakan pada model, pada *error* model, maupun keduanya. Untuk mengetahui hal tersebut dilakukan pengujian *Lagrange Multiplier*. Pengujian *Lagrange Multiplier* pada pada tingkat kasus kriminalitas di Jawa Timur dapat dilihat pada Tabel 4.5.

**Tabel 4.5** Pengujian *Lagrange Multiplier*

Pengujian	Nilai	Sig.
LM SAR	<b>6,609</b>	<b>0,096</b>
LM SEM	0,041	0,997
LM SARAR	0,546	0,997

Berdasarkan hasil pengujian *Lagrange Multiplier* pada Tabel 4.5 diperoleh bahwa pada  $\alpha = 10\%$ , LM-SAR signifikan. Hal tersebut menunjukkan bahwa model SUR yang dapat dibentuk adalah SUR-SAR.

#### 4.3.3 Pemodelan SUR-SAR

Sebelum melakukan pemodelan spasial, aspek penting yang harus diperhatikan adalah pembobot spasial yang digunakan. Pada penelitian ini menggunakan bobot *customized*, dimana bobot tersebut memperhatikan kriteria *contiguity* dan faktor-faktor lain yang dianggap bahwa Kabupaten/Kota tertentu berkaitan dengan Kabupaten/Kota lainnya. Adapun klasifikasi Kabupaten/Kota di Jawa Timur menjadi empat bagian, yaitu wilayah Pantura, Tapal Kuda, Mataraman, dan Industri.

Wilayah Pantura terdiri dari empat Kabupaten/Kota, yaitu Bojonegoro, Tuban, Lamongan dan Gresik. Potensi dan realisasi industri yang dimiliki oleh Gresik sangat pesat. Oleh sebab itu, Gresik mampu meningkatkan aktivitas ekonomi dengan Kabupaten/Kota yang berada disekitarnya. Adapun Industri unggulan di Gresik adalah semen gresik yang menyebabkan Kabupaten ini memiliki kaitan ekonomi

dengan Sidoarjo, Kota Surabaya, Lamongan dan Mojokerto. Kemudian Bojonegoro, Tuban dan Lamongan memiliki kaitan ekonomi dengan wilayah di sekitarnya.

Wilayah Tapal Kuda terbagi atas Suku Jawa dan Suku Madura. Daerah suku Jawa terdiri dari Jember, Bondowoso, Situbondo dan Banyuwangi. Bondowoso dikenal sebagai penghasil furnitur kayu dan hasil pertanian dari tembakau. Potensi Bondowoso menyebabkan konektivitas ekonomi terbentuk dengan Kabupaten/Kota lainnya, yaitu Situbondo, Banyuwangi dan Probolinggo. Kemudian daerah Suku Madura terdiri dari Bangkalan, Sampang, Pamekasan dan Sumenep memiliki hubungan ekonomi.

Berdasarkan hubungan *contiguity* maka Pacitan mempunyai hubungan dengan Trenggalek dan Ponorogo. Kemudian Ponorogo memiliki konektivitas kesamaan budaya dengan Magetan, Trenggalek, Nganjuk, Tulungagung, Madiun dan Pacitan. Trenggalek mempunyai kaitan ekonomi dengan Ponorogo, Tulungagung dan Pacitan. Sementara Blitar dan Kota Blitar terpisah konektivitas dengan wilayah Mataraman lainnya karena perekonomiannya tidak berbeda jauh dan industri yang berdiri pada daerah tersebut bukanlah industri yang besar dan unggul.

Wilayah yang unggul dalam bidang industri adalah Kota Surabaya, Gresik, Sidoarjo dan Kediri. Wilayah tersebut memiliki karakteristik ekonomi yang hampir sama karena industri pada daerah tersebut berkembang. Terdapat beberapa perusahaan besar di Kota Surabaya yang terdapat di kawasan SIER, Semen Gresik berkembang pesat di Gresik, beberapa perusahaan rokok di Kediri dan Sidoarjo memiliki beragam industri dan mampu meningkatkan roda perekonomian di wilayahnya masing-masing.

Berdasarkan beberapa informasi tersebut, maka dibentuk konektivitas antar Kabupaten/Kota di Jawa Timur sebagai dasar penentuan bobot spasial yang akan digunakan pada model SUR-SAR. Pada Tabel 4.6 disajikan konektivitas yang terbentuk berdasarkan *rook contiguity* dan informasi-informasi ekonomi serta budaya yang tercakup dalam pembobotan *customized*.



**Tabel 4.6 Konektivitas Kabupaten/Kota di Jawa Timur**

No	Kabupaten/Kota	Konektivitas
1	Kab. Pacitan	Kab. Ponorogo, Kab. Trenggalek
2	Kab. Ponorogo	Kab. Pacitan, Kab. Trenggalek, Kab. Tulungagung, Kab. Nganjuk, Kab. Madiun, Kab. Magetan
3	Kab. Trenggalek	Kab. Pacitan, Kab. Ponorogo, Kab. Tulungagung
4	Kab. Tulungagung	Kab. Ponorogo, Kab. Trenggalek, Kab. Blitar, Kab. Kediri
5	Kab. Blitar	Kab. Tulungagung, Kab. Kediri, Kab. Malang, Kota Blitar
6	Kab. Kediri	Kab. Tulungagung, Kab. Blitar, Kab. Malang, Kab. Jombang, Kab. Nganjuk, Kota Kediri
7	Kab. Malang	Kab. Blitar, Kab. Kediri, Kab. Lumajang, Kab. Pasuruan, Kab. Mojokerto, Kab. Jombang, Kota Malang, Kota Batu
8	Kab. Lumajang	Kab. Malang, Kab. Jember, Kab. Probolinggo
9	Kab. Jember	Kab. Lumajang, Kab. Banyuwangi, Kab. Bondowoso, Kab. Probolinggo
10	Kab. Banyuwangi	Kab. Jember, Kab. Bondowoso, Kab. Situbondo
11	Kab. Bondowoso	Kab. Jember, Kab. Banyuwangi, Kab. Situbondo, Kab. Probolinggo
12	Kab. Situbondo	Kab. Banyuwangi, Kab. Bondowoso, Kab. Probolinggo
13	Kab. Probolinggo	Kab. Lumajang, Kab. Jember, Kab. Situbondo, Kab. Pasuruan, Kota Probolinggo, Kab. Bondowoso
14	Kab. Pasuruan	Kab. Malang, Kab. Probolinggo, Kab. Sidoarjo, Kab. Mojokerto, Kota Pasuruan
15	Kab. Sidoarjo	Kab. Pasuruan, Kab. Mojokerto, Kab. Gresik, Kota Surabaya
16	Kab. Mojokerto	Kab. Malang, Kab. Pasuruan, Kab. Sidoarjo, Kab. Jombang, Kab. Lamongan, Kab. Gresik, Kota Mojokerto, Kota Batu
17	Kab. Jombang	Kab. Kediri, Kab. Malang, Kab. Mojokerto, Kab. Nganjuk, Kab. Lamongan, Kab. Bojonegoro
18	Kab. Nganjuk	Kab. Ponorogo, Kab. Kediri, Kab. Jombang, Kab. Madiun, Kab. Lamongan
19	Kab. Madiun	Kab. Ponorogo, Kab. Nganjuk, Kab. Magetan, Kab. Ngawi, Kab. Bojonegoro, Kota Madiun
20	Kab. Magetan	Kab. Ponorogo, Kab. Madiun, Kab. Ngawi
22	Kab. Bojonegoro	Kab. Nganjuk, Kab. Madiun, Kab. Ngawi, Kab. Tuban, Kab. Lamongan
23	Kab. Tuban	Kab. Bojonegoro, Kab. Lamongan
24	Kab. Lamongan	Kab. Mojokerto, Kab. Jombang, Kab. Bojonegoro, Kab. Tuban, Kab. Gresik
25	Kab. Gresik	Kab. Sidoarjo, Kab. Mojokerto, Kab. Lamongan, Kota Surabaya

No	Kabupaten/Kota	Konektivitas
26	Kab. Bangkalan	Kab. Sampang, Kab. Pamekasan, Kab. Sumenep
27	Kab. Sampang	Kab. Bangkalan, Kab. Pamekasan, Kab. Sumenep
28	Kab. Pamekasan	Kab. Bangkalan, Kab. Sampang, Kab. Sumenep
29	Kab. Sumenep	Kab. Pamekasan, Kab. Sampang, Kab. Bangkalan
30	Kota Kediri	Kab. Kediri
31	Kota Blitar	Kab. Blitar
32	Kota Malang	Kab. Malang
34	Kota Pasuruan	Kab. Pasuruan
35	Kota Mojokerto	Kab. Mojokerto
36	Kota Madiun	Kab. Madiun
37	Kota Surabaya	Kab. Sidoarjo, Kab. Gresik, Kab. Bangkalan
38	Kota Batu	Kab. Malang, Kab. Mojokerto

Penyusunan matrik pembobot spasial berdasarkan konektivitas antar Kabupaten/Kota di Jawa Timur pada Tabel 4.6. Matrik pembobot yang dihasilkan dapat dilihat pada Lampiran 13.

Setelah menentukan matrik pembobot, selanjutnya dilakukan estimasi model SUR-SAR. Adapun hasil estimasi model SUR-SAR ditunjukkan pada Tabel 4.7. Berdasarkan tabel 4.7 dapat dilihat bahwa variabel yang berpengaruh secara signifikan terhadap tingkat kasus kekerasan ( $Y_1$ ) adalah kepadatan penduduk ( $X_2$ ). Sementara variabel prediktor yang berpengaruh terhadap tingkat kasus pencurian ( $Y_2$ ) dan tingkat kasus penipuan ( $Y_3$ ) adalah kepadatan penduduk ( $X_1$ ) dan indeks Gini ( $X_5$ ). Variabel yang berpengaruh secara signifikan tersebut memiliki tanda koefisien yang sesuai dengan tanda korelasi yaitu bertanda positif. Hal tersebut sesuai dengan teori bahwa semakin padat penduduk suatu wilayah maka peluang terjadinya kasus kriminalitas semakin besar dan sebaliknya. Sama halnya apabila indeks Gini suatu wilayah semakin tinggi maka kecenderungan terjadinya kasus kriminalitas juga besar.



**Tabel 4.7** Hasil Estimasi Parameter Model SUR-SAR

Prediktor	Y <sub>1</sub>			Y <sub>2</sub>			Y <sub>3</sub>		
	Koef.	Std.E	Sig.	Koef.	Std.E	Sig.	Koef.	Std.E	Sig.
Konstanta	23,58	16,20	0,15	-34,53	42,88	0,42	-5,19	13,76	0,70
X <sub>1</sub>	-0,53	0,34	0,13	-1,09	0,90	0,23	-0,41	0,29	0,16
X <sub>2</sub>	<b>0,24</b>	0,09	<b>0,01</b>	<b>1,01</b>	0,25	<b>0,00</b>	<b>0,28</b>	0,08	<b>0,00</b>
X <sub>3</sub>	-1,14	1,15	0,32	-0,78	3,07	0,80	-0,60	0,99	0,54
X <sub>4</sub>	-0,007	0,03	0,83	-0,15	0,09	0,13	0,01	0,03	0,72
X <sub>5</sub>	-11,53	38,13	0,76	<b>195,73</b>	101,82	<b>0,06</b>	<b>67,52</b>	32,67	<b>0,04</b>
$\rho$	0,20	0,17	0,26	-0,15	0,18	0,38	<b>-0,37</b>	0,17	<b>0,03</b>
<i>R-squared</i>	0,33			0,61			0,61		

Namun, perlu diketahui bahwa berdasarkan penelitian sebelumnya yang mengindikasikan adanya keterkaitan secara spasial yang menjadi penyebab terjadinya kasus kriminalitas (Anselin, 1988). Akan tetapi hasil estimasi pada model SUR-SAR yang didapatkan tidak sesuai dengan teori. Artinya efek spasial yang sebelumnya diindikasikan ada memiliki tanda yang positif dan tidak signifikan serta tanda negatif tetapi signifikan. Namun pada penelitian ini diharapkan efek spasial yang didapatkan sebaiknya mempunyai tanda positif dan signifikan supaya sesuai dengan indikasi awal bahwa terjadi kaitan antara jenis kriminalitas yang satu dengan jenis kriminalitas yang lainnya. Oleh sebab itu, pada penelitian ini dilanjutkan dengan menggunakan model SUR-SAR dengan pendekatan Bayesian.

#### 4.3.4 Pemodelan SUR-SAR dengan Pendekatan Bayesian

Menurut Lesage dan Pace (2009) bahwa metode Bayesian merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengatasi sifat heteroskedastisitas pada data spasial. Metode Bayesian menggunakan distribusi *prior* untuk mengakomodasi varians *error* yang tidak konstan antar observasi. Pada kenyataannya berdasarkan uji BP didapatkan hasil yang menunjukkan bahwa data tingkat kasus kriminalitas tidak bersifat heteroskedastitas. Tetapi, menurut Isbandi (2014) bahwa tindakan kasus kriminalitas yang terjadi pada suatu wilayah akan menyebabkan terjadinya tindakan

kejahatan yang lainnya pada wilayah yang berdekatan. Kemudian berdasarkan data menunjukkan konsentrasi pencurian dan penipuan berada di wilayah perkotaan seperti kasus yang banyak terjadi di Kota Surabaya dan Kota Malang.

Pada Tabel 4.8 disajikan hasil estimasi parameter untuk model tingkat kasus kekerasan ( $Y_1$ ), tingkat kasus pencurian ( $Y_2$ ) dan tingkat kasus penipuan ( $Y_3$ ) dengan menggunakan model SUR-SAR dengan pendekatan Bayesian. Berdasarkan Tabel 4.8 dapat dilihat bahwa tidak ada variabel prediktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap tingkat kasus kekerasan ( $Y_1$ ) baik persentase penduduk miskin ( $X_1$ ), kepadatan penduduk ( $X_2$ ), tingkat pengangguran ( $X_3$ ), PDRB Perkapita ( $X_4$ ) maupun indeks Gini ( $X_5$ ). Selanjutnya variabel prediktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap tingkat kasus pencurian ( $Y_2$ ) dan tingkat kasus penipuan ( $Y_3$ ) adalah indeks Gini ( $X_5$ ). Kemudian persentase penduduk miskin ( $X_1$ ), kepadatan penduduk ( $X_2$ ), tingkat pengangguran ( $X_3$ ), dan PDRB Perkapita ( $X_4$ ) tidak berpengaruh secara signifikan terhadap tingkat kasus pencurian ( $Y_2$ ) dan tingkat kasus penipuan ( $Y_3$ ). Selain itu dapat juga dilihat bahwa keterkaitan spasial antar wilayah tidak berpengaruh secara signifikan terhadap tingkat kasus kekerasan ( $Y_1$ ), tingkat kasus pencurian ( $Y_2$ ) dan tingkat kasus penipuan. Hal tersebut sesuai dengan teori bahwa terjadinya kasus kriminalitas atau dalam hal ini adalah kasus kekerasan, kasus pencurian dan kasus penipuan mempunyai keterkaitan antar wilayah yang berdekatan, sosial budaya maupun karakteristik penduduk pada wilayah tersebut.

Variabel prediktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap tingkat kasus kriminalitas baik tingkat kasus kekerasan ( $Y_1$ ), tingkat kasus pencurian ( $Y_2$ ), dan tingkat kasus penipuan ( $Y_3$ ) memiliki tanda koefisien yang tepat yaitu bertanda positif. Koefisien yang bertanda positif menunjukkan hubungan berbanding lurus dan koefisien yang bertanda negatif menyatakan hubungan berbanding terbalik.



**Tabel 4.8** Hasil Estimasi Parameter Model SUR-SAR dengan Pendekatan Bayesian

Parameter	$Y_1$				$Y_2$				$Y_3$			
	<i>Mean</i>	<i>SE</i>	<i>2,5%</i>	<i>97,5%</i>	<i>Mean</i>	<i>SE</i>	<i>2,5%</i>	<i>97,5%</i>	<i>Mean</i>	<i>SE</i>	<i>2,5%</i>	<i>97,5%</i>
$\beta_0$	23,50	4,36	-82,65	129,86	-34,58	6,42	-312,9	245	-5,13	0,95	-95,8	84,1
$\beta_1$	-1,72	0,32	-1506	1499,4	-1,11	0,20	-3952	3972	0,31	0,05	-1281	1270,6
$\beta_2$	0,45	0,08	-2897	2893,4	-0,41	0,07	-7640	7639	6,63	1,23	-2446	2462,9
$\beta_3$	-1,15	0,21	-482,8	480,9	-1,48	0,27	-1271	1269	-0,43	0,08	-412	408,7
$\beta_4$	1,05	0,19	-5619	5657,4	-1,01	0,18	-14977	14886	-5,19	0,96	-4791	4784,6
$\beta_5$	-11,57	2,14	-49,20	26,19	<b>195,73</b>	36,3	<b>96,81</b>	<b>294,9</b>	<b>67,56</b>	12,5	<b>35,3</b>	<b>99,3</b>
$\rho$	-0,0006	0,0001	-0,94	0,95	0,0007	0,0001	-0,94	0,94	-0,0007	0,0001	-0,94	0,95
<i>R-Squared</i>	0.51				0.44				0.49			

#### 4.3.5 Interpretasi Model SUR-SAR

Berdasarkan hasil estimasi parameter model SUR-SAR dengan pendekatan Bayesian pada Tabel 4.8 diperoleh model tingkat kasus kekerasan, tingkat kasus pencurian dan tingkat kasus penipuan. Setiap model persamaan tersebut memiliki lima variabel prediktor. Untuk lebih jelasnya, model persamaan tersebut dapat dilihat secara berturut-turut sebagai berikut.

1) Model Persamaan Tingkat Kasus Kekerasan

$$\hat{y}_{1i} = 23,50 - 0,00068 \sum_{j=1}^{38} w_{ij}y_{1j} - 1,72X_{1i} + 0,45X_{2i} - 1,15X_{3i} + 1,05X_{4i} - 11,57X_{5i}.$$

Persamaan  $\hat{y}_{1i}$  memberikan informasi bahwa tidak ada variabel prediktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap tingkat kasus kekerasan di Jawa Timur.

2) Model Persamaan Tingkat Kasus Pencurian

$$\hat{y}_{2i} = -34,5 + 0,00071 \sum_{j=1}^{38} w_{ij}y_{2j} - 1,11X_{1i} - 0,41X_{2i} - 1,48X_{3i} - 1,01X_{4i} + 195,73X_{5i}.$$

Persamaan  $\hat{y}_{2i}$  memberikan informasi bahwa apabila indeks Gini ( $X_5$ ) berpengaruh secara signifikan terhadap tingkat kasus pencurian di Jawa Timur. Artinya apabila indeks Gini ( $X_5$ ) bertambah 1% maka tingkat kasus pencurian di Jawa Timur meningkat sebesar 2,48%.

3) Model Persamaan Tingkat Kasus Penipuan

$$\hat{y}_{3i} = -5,13 - 0,00079 \sum_{j=1}^{38} w_{ij}y_{3j} + 0,31X_{1i} + 6,63X_{2i} - 0,43X_{3i} - 5,19X_{4i} + 67,56X_{5i}.$$

Persamaan  $\hat{y}_{3i}$  memberikan informasi bahwa indeks Gini ( $X_5$ ) berpengaruh secara signifikan terhadap tingkat kasus penipuan di Jawa Timur. Artinya apabila indeks Gini ( $X_5$ ) bertambah 1% maka tingkat kasus penipuan di Jawa Timur meningkat sebesar 1,88%.



Berdasarkan model persamaan di atas dan variabel yang berpengaruh secara signifikan, maka hal tersebut sesuai dengan kajian yang dilakukan oleh BFI (2009) dan BPS (2013) bahwa salah satu faktor yang menyebabkan terjadinya kasus kriminalitas adalah adanya ketimpangan distribusi pendapatan atau dalam hal ini disebut dengan indeks Gini. Menurut Rahardja dan Manurung (2008) bahwa indeks Gini merupakan alat ukur ketidakadilan distribusi pendapatan yang proses perhitungannya melibatkan persentase jumlah keluarga, baik kelompok keluarga paling miskin sampai keluarga paling kaya. Berdasarkan hal tersebut dapat dikatakan bahwa persentase penduduk miskin, kepadatan penduduk sudah termasuk di dalam indeks Gini. Selain itu, hasil yang didapatkan pada penelitian ini juga sesuai dengan penelitian yang dilakukan oleh Lederman *et al.* (2001) dan Kennedy *et al.* (1998) dalam (Indonesiasetara.org, 2014). Hasil penelitian ini juga sesuai yang didapatkan oleh penelitian yang dilakukan oleh Kakamu, Polasek, dan Wago (2008) bahwa terjadinya kasus kriminalitas tidak mempunyai kaitan secara spasial. Perlu diketahui bahwa faktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap kesenjangan pendapatan atau indeks Gini antar Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur adalah tingkat buta huruf, inflasi, pertumbuhan ekonomi, pengangguran, dan indeks pembangunan manusia (Efriza, 2014).

Model yang dihasilkan pada penelitian ini merupakan model SUR-SAR. Namun model yang dihasilkan pada model ini tidak mempunyai keterkaitan spasial secara signifikan terjadinya kasus kriminalitas antara suatu Kabupaten/Kota dengan Kabupaten/Kota yang lainnya. Sebagai contoh, model tingkat kasus kriminalitas untuk Kota Surabaya dan Kabupaten Sumenep ditampilkan sebagai berikut.

$$\begin{aligned}\hat{y}_{1(Surabaya)} = & 23,50 - 0,00068 \left( \frac{1}{3} y_{1(Sidoarjo)} + \frac{1}{3} y_{1(Gresik)} + \frac{1}{3} y_{1(Bangkalan)} \right) \\ & - 1,72X_{1(Surabaya)} + 0,45X_{2(Surabaya)} - 1,15X_{3(Surabaya)} \\ & + 1,05X_{4(Surabaya)} - 11,57X_{5(Surabaya)}.\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\hat{y}_{2(Surabaya)} &= -34,58 + 0,00071 \left( \frac{1}{3} y_{2(Sidoarjo)} + \frac{1}{3} y_{2(Gresik)} + \frac{1}{3} y_{2(Bangkalan)} \right) \\
&\quad + 1,11X_{1(Surabaya)} - 0,41X_{2(Surabaya)} - 1,48X_{3(Surabaya)} \\
&\quad - 1,01X_{4(Surabaya)} + 195,73X_{5(Surabaya)}. \\
\hat{y}_{3(Surabaya)} &= -5,13 - 0,00079 \left( \frac{1}{3} y_{3(Sidoarjo)} + \frac{1}{3} y_{3(Gresik)} + \frac{1}{3} y_{3(Bangkalan)} \right) \\
&\quad + 0,31X_{1(Surabaya)} + 6,63X_{2(Surabaya)} - 0,43X_{3(Surabaya)} \\
&\quad - 5,19X_{4(Surabaya)} + 67,56X_{5(Surabaya)}.
\end{aligned}$$

Persamaan  $\hat{y}_{1(Surabaya)}$  adalah model tingkat kasus kekerasan untuk Kota Surabaya. Pada model tersebut diketahui bahwa tingkat kasus kekerasan di Kota Surabaya tidak berkaitan secara signifikan dengan tingkat kasus kekerasan di Gresik, Sidoarjo dan Bangkalan. Sama halnya pada persamaan  $\hat{y}_{2(Surabaya)}$ , tingkat kasus pencurian di Kota Surabaya tidak mempunyai kaitan secara signifikan dengan tingkat kasus pencurian di Gresik, Sidoarjo dan Bangkalan. Kemudian untuk model tingkat kasus penipuan di Kota Surabaya ditunjukkan oleh persamaan  $\hat{y}_{3(Surabaya)}$ .



## DAFTAR PUSTAKA

- Abdulsyani, (1987), *Sosiologi Kriminalitas*, Remaja Karya, Bandung.
- Anselin, L. (1988), *Spatial Econometrics: Methods and Models*, Kluwer Academic, Dordrecht.
- Anuravega, A. (2014), *Analisis Ekonomi Kebijakan Fiskal: Spatial Seemingly Unrelated Regression untuk Pemodelan Pengeluaran Pemerintah Daerah di Jawa Timur*, Tesis Magister, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- Arbia, G. (2006), *Spatial Econometrics: Statistical Foundations and Applications to Regional Convergence*, Springer, Berlin.
- Badan Pusat Statistik, (2014), *Provinsi Jawa Timur Dalam Angka 2012*, Surabaya: Badan Pusat Statistika, Jawa Timur.
- , (2014), *Hasil Survei Sosial Ekonomi Nasional Tahun 2012*, Surabaya: Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Timur.
- , (2014), *Statistik Kriminalitas 2013*, Jakarta: Badan Pusat Statistik Indonesia.
- Bonger, W.A. (1982), *Pengantar Tentang Kriminologi*. Ghalia Indonesia, Jakarta.
- Box, G.E.P. dan Tiao, G.C. (1973), *Bayesian Inference in Statistical Analysis*, Reading, MA: Addison-Wesley.
- Chib, S. dan Greenberg, E. (1995), "Hierarchical Analysis of SUR Models with Extensions to Correlated Serial Errors and Time-Varying Parameter Models", *Journal of Econometrics*, Vol. 68, hal. 339-360.
- Christopher, C dan Trumbull, W.N. (1994), "Estimating the Economic Model of Crime with Panel Data", *Review of Economics and Statistics*, Vol.76, hal. 360-366.
- Cliff, A. dan Ord, J. (1981), *Spatial Processes, Models and Applications*, Pion, London.
- Congdon, P. (2006), *Bayesian Statistical Modeling*, Second Edition, John Wiley&Sons, Ltd. England.
- Cunneen, C. dan White, R. (2002), *Juvenile Justice: Youth and Crime in Australia*, Oxford University Press, Melbourne.



Dwivedi, T.D. dan Srivastava, V.K. (1978), "Optimality of least squares in the seemingly unrelated regression equation model", *Journal of Econometrics*, Vol. 7, hal. 391-395.

Efriza, U. (2014), Analisis Kesenjangan Pendapatan Antar Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur Di Era Desentralisasi Fiskal, *Jurnal Ilmiah*.

Federal Bureau of Investigation, (2009), *Hate Crime Statistics*. [http://www2.fbi.gov/ucr/cius2009/about/variables\\_affecting\\_crime.html](http://www2.fbi.gov/ucr/cius2009/about/variables_affecting_crime.html) diakses pada tanggal 20 September 2014.

Getis, A. dan Jared, A. (2004), Constructing Spatial Weight Matrices Using a Local Statistics. *Geographical Analysis, Volume 36*, 90-104. The Ohio State University Press.

Geweke, J. (1993), "Bayesian Treatment of the Independent Student-*t* Linear Model," *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 8, hal. 19-40.

Guilkey, D.K. dan Schmidt, P. (1973), "Estimation of seemingly unrelated regressions with vector autoregressive errors". *Journal of the American Statistical Association*, Vol.68, No.343, hal.642-647.

Hepple, L.W. (1999), "Bayesian Model Choice in Spatial Econometrics", *Proceedings of LSU Spatial Econometrics Conference*, Baton Rouge, 7-11, November, 2003.

Isbandi, A. (2014), "Keterangan tentang Kriminalitas Jawa Timur", Urmin Reskrim, Polsek Sukolilo, Surabaya.

Kakamu, K., Polasek, W dan Wago, H. (2007), "Spatial agglomeration and spill-over for Japanese prefectures during 1991-2000", *Proceedings of International Congress on Bayesian Statistics*, hal.1-17.

----- (2008), "Spatial Interaction of Crime Incidents in Japan", *Proceedings of International Congress on Modelling and Simulation*, hal.407-413.

Kakwani, N.C. (1967), "The unbiasedness of Zellner's seemingly unrelated regression equations estimators", *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 62, No. 317, hal. 141-142.

Kapolda, (2014), *Analisis dan Evaluasi Kepolisian Daerah Jawa Timur 2012*, Kapolda Jawa Timur.

Kmenta, J. (1971), *Elements of Econometrics*, Edisi Kedua, Macmillan Publishing Company, New York.



Krisberg, B. (2005), *Juvenile Justice: Redeeming Our Children*. Thousand Oaks, CA: Sage.

Lacombe, D.J. (2008), *An Introduction to Bayesian Inference in Spatial Econometrics*, West Virginia University, United States.

Leni, N. (2012), “Demokrasi dan Budaya Politik Lokal di Jawa Timur Menurut R. Zuhro, DKK”, Vol. 8 No. 1.

LeSage, J.P. (1997), “Bayesian Estimation of Spatial Autoregressive Models”, *International Regional Science Review*, Vol. 20, No.1&2, hal. 113–129.

----- (1999), *Spatial Econometrics*, Department of Economics, University of Toledo, United States.

LeSage, J.P. dan Pace, R.K. (2009), *Introduction to Spatial Econometrics*, CRC Press (Taylor and Francis Group), Boca Raton [FL], London and New York.

Mukhsar, (2014), *Bayesian 2-Level Spatio-Temporal untuk Pemodelan Resiko Kasus Epidemiologi*, Disertasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.

Ng, V.M. (2002), “Robust Bayesian inference for seemingly unrelated regressions with elliptical errors”, *Journal of Multivariate Analysis*, Vol. 83, hal. 409–414.

Ntzoufras, I. (2009), *Bayesian Modeling Using WinBUGS*, John Wiley&Sons, New Jersey.

Percy, D.F. (1992), “Predictions for Seemingly Unrelated Regressions”, *Journal of the Royal Statistical Society*, Vol. 54, hal. 243-252.

Rahardja, P. dan Manurung, M. (2008), *Teori Ekonomi Makro; Suatu Pengantar*, Edisi ke-4, Jakarta: Lembaga Penerbit Fakultas Ekonomi Universitas Indonesia.

Robert, C.P. dan Casella, G. (2005), *Monte Carlo Statistical Methods*, Edisi ke-2, New York: Springer.

Romli, (2013), *Teori dan Kapita Selekt Kriminologi*, Cetakan keempat, PT. Refika Aditama, Bandung.

Santoso, T. dan Zulfa, E.A. (2003), *Kriminologi*, Cetakan ketiga. PT. Grafindo Persada, Jakarta.



Smith, M. dan Kohn, R. (2000), Nonparametric Seemingly Unrelated Regression. *Journal of Econometrics*, Vol. 98, hal. 257-282.

Setiawan dan Kusri, D.E. (2010), *Ekonometrika*, CV. Andi Yogyakarta, Yogyakarta.

Zellner, A. (1962), "An Efficient Method of Estimating Seemingly Unrelated Regression Equations and Tests for Aggregation Bias", *Journal of the American Statistical Association*, Vol.57, hal.348-368.

Zellner, A. (1971), *An Introduction to Bayesian Inference in Econometrics*, John Wiley & Sons, New York.

Zellner, A. dan Ando, T. (2010), "Hierarchical Bayesian Analysis of the Seemingly Unrelated Regression and Simultaneous Equations Models Using a Combination of Direct Monte Carlo and Importance Sampling Techniques", *Journal of International Society for Bayesian Analysis*, Vol. 5, hal. 65-96.



## BAB 5

### KESIMPULAN DAN SARAN

#### 5.1 Kesimpulan

Dari hasil pembahasan pada bab sebelumnya dapat disimpulkan hal-hal sebagai berikut.

1. Model SUR-SAR dengan pendekatan Bayesian menggunakan fungsi *likelihood* dengan *error* berdistribusi independen  $N(0, \Omega)$ . Model tersebut menggunakan *prior*  $\beta$ ,  $\Omega$  dan  $\rho$  sebagai parameter model.
2. Penerapan model SUR-SAR dengan pendekatan Bayesian pada tingkat kasus kriminalitas di Jawa Timur tahun 2012 dengan pembobot *customized* memberikan informasi bahwa tidak ada variabel prediktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap tingkat kasus kekerasan ( $Y_1$ ). Sementara indeks Gini ( $X_5$ ) berpengaruh secara signifikan terhadap tingkat kasus pencurian ( $Y_2$ ) dan tingkat kasus penipuan ( $Y_3$ ). Selain itu, tingkat kasus kriminalitas baik tingkat kasus kekerasan ( $Y_1$ ), tingkat kasus pencurian ( $Y_2$ ), dan tingkat kasus penipuan ( $Y_3$ ) tidak mempunyai keterkaitan spasial secara signifikan.

#### 5.2 Saran

Berdasarkan hasil yang didapatkan dari penelitian ini, maka disampaikan beberapa saran sebagai berikut.

1. Perlu penelitian selanjutnya untuk mengakomodasi distribusi *prior* yang lain pada parameter model seperti yang telah dilakukan oleh Lesage dan Pace (2009) yang menerapkan *prior* distribusi beta pada parameter koefisien spasial autoregresi  $\rho$ . Selain itu, perlu juga dilakukan penelitian tentang SUR-SEM dengan pendekatan Bayesian.
2. Perlu pengkajian dan penelitian selanjutnya dengan memasukkan variabel yang tidak tercakup pada penelitian ini dan mempunyai pengaruh berarti pada tingkat





kasus kriminalitas suatu wilayah. Selain itu, juga perlu ditambahkan data berkala (*time series*).

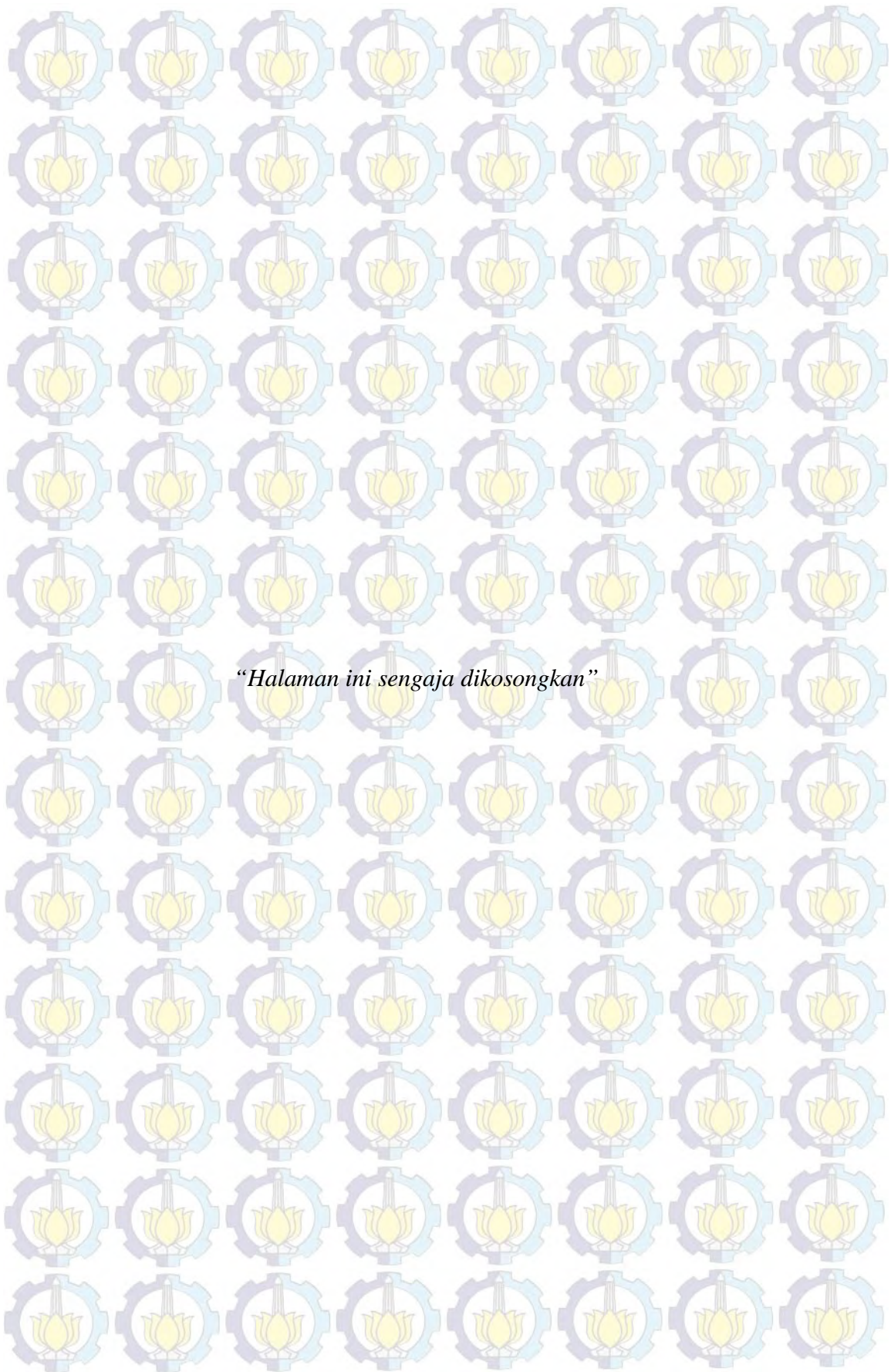
3. Pemerintah daerah sebaiknya lebih serius dalam memperhatikan aspek pemerataan distribusi pendapatan terkait dengan tujuan pembangunan ekonomi dengan menitikberatkan pada sektor pertanian serta pengembangan usaha kecil dan menengah. Hal tersebut dilakukan untuk mengurangi tingkat kasus kriminalitas yang disebabkan oleh ketimpangan distribusi pendapatan atau indeks Gini.



## DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1. Data Jumlah Kasus Kriminalitas di Jawa Timur Tahun 2012 .....	71
Lampiran 2. Data Tingkat Kasus Kriminalitas di Jawa Timur Tahun 2012 .....	72
Lampiran 3. Data Variabel Prediktor .....	73
Lampiran 4. <i>m-file</i> Estimasi Parameter SAR .....	74
Lampiran 5. <i>m-file</i> Estimasi Parameter SAR Bayesian .....	77
Lampiran 6. <i>m-file</i> Estimasi Parameter SUR-SAR Bayesian .....	79
Lampiran 7. Hasil Estimasi Parameter Model SUR-SAR .....	82
Lampiran 8. Hasil Model Regresi Linier Berganda .....	92
Lampiran 9. Histogram Persamaan Tingkat Kasus Kekerasan .....	94
Lampiran 10. Histogram Persamaan Tingkat Kasus Pencurian .....	95
Lampiran 11. Histogram Persamaan Tingkat Kasus Penipuan .....	96
Lampiran 12. Trace Plot Parameter Model .....	97
Lampiran 13. Matrik Pembobot <i>Customized</i> .....	103





*“Halaman ini sengaja dikosongkan”*

**Lampiran 1. Data Jumlah Kasus Kriminalitas di Jawa Timur Tahun 2012**

<b>NO</b>	<b>Kabupaten/ Kota</b>	<b>Jumlah Kasus Kekerasan</b>	<b>Jumlah Kasus Pencurian</b>	<b>Jumlah Kasus Penipuan</b>
1	Kab. Pacitan	28	49	23
2	Kab. Ponorogo	27	110	38
3	Kab. Trenggalek	60	199	27
4	Kab. Tulungagung	73	140	121
5	Kab. Blitar	94	87	45
6	Kab. Kediri	41	83	72
7	Kab. Malang	216	434	175
8	Kab. Lumajang	66	66	70
9	Kab. Jember	423	271	170
10	Kab. Banyuwangi	170	260	150
11	Kab. Bondowoso	210	193	135
12	Kab. Situbondo	278	159	97
13	Kab. Probolinggo	122	137	87
14	Kab. Pasuruan	71	131	35
15	Kab. Sidoarjo	218	290	217
16	Kab. Mojokerto	117	103	127
17	Kab. Jombang	158	173	111
18	Kab. Nganjuk	68	146	85
19	Kab. Madiun	68	84	52
20	Kab. Magetan	61	104	38
21	Kab. Ngawi	109	147	75
22	Kab. Bojonegoro	81	144	114
23	Kab. Tuban	71	115	86
24	Kab. Lamongan	46	110	74
25	Kab. Gresik	68	145	102
26	Kab. Bangkalan	79	147	24
27	Kab. Sampang	40	65	37
28	Kab. Pamekasan	120	98	47
29	Kab. Sumenep	186	129	89
30	Kota Kediri	46	83	81
31	Kota Blitar	31	139	50
32	Kota Malang	398	1553	512
33	Kota Probolinggo	27	26	20
34	Kota Pasuruan	65	56	69
35	Kota Mojokerto	28	77	15
36	Kota Madiun	46	108	26
37	Kota Surabaya	512	2334	784
38	Kota Batu	65	181	54



**Lampiran 2. Data Tingkat Kasus Kriminalitas di Jawa Timur Tahun 2012**

NO	Kabupaten/ Kota	Tingkat Kasus Kekerasan	Tingkat Kasus Pencurian	Tingkat Kasus Penipuan
1	Kab. Pacitan	5.2	9.0	4.2
2	Kab. Ponorogo	3.1	12.8	4.4
3	Kab. Trenggalek	8.8	29.3	4.0
4	Kab. Tulungagung	7.3	14.0	12.1
5	Kab. Blitar	8.3	7.7	4.0
6	Kab. Kediri	2.7	5.5	4.7
7	Kab. Malang	8.7	17.4	7.0
8	Kab. Lumajang	6.5	6.5	6.9
9	Kab. Jember	17.9	11.5	7.2
10	Kab. Banyuwangi	10.8	16.6	9.6
11	Kab. Bondowoso	28.2	25.9	18.1
12	Kab. Situbondo	42.3	24.2	14.8
13	Kab. Probolinggo	10.9	12.3	7.8
14	Kab. Pasuruan	4.6	8.5	2.3
15	Kab. Sidoarjo	10.8	14.3	10.7
16	Kab. Mojokerto	11.1	9.8	12.1
17	Kab. Jombang	13.0	14.2	9.1
18	Kab. Nganjuk	6.6	14.2	8.3
19	Kab. Madiun	10.2	12.6	7.8
20	Kab. Magetan	9.8	16.7	6.1
21	Kab. Ngawi	13.3	18.0	9.2
22	Kab. Bojonegoro	6.6	11.8	9.4
23	Kab. Tuban	6.3	10.2	7.6
24	Kab. Lamongan	3.9	9.2	6.2
25	Kab. Gresik	5.6	11.9	8.4
26	Kab. Bangkalan	8.5	15.9	2.6
27	Kab. Sampang	4.4	7.2	4.1
28	Kab. Pamekasan	14.7	12.0	5.7
29	Kab. Sumenep	17.7	12.2	8.4
30	Kota Kediri	16.8	30.3	29.6
31	Kota Blitar	23.0	103.3	37.2
32	Kota Malang	35.7	186.0	61.3
33	Kota Probolinggo	12.1	11.7	9.0
34	Kota Pasuruan	34.2	29.5	36.3
35	Kota Mojokerto	22.8	62.8	12.2
36	Kota Madiun	26.7	62.6	15.1
37	Kota Surabaya	18.2	83.3	28.0
38	Kota Batu	33.4	92.9	27.7

**Lampiran 3. Data Variabel Prediktor (BPS Jatim, 2014)**

NO	Kabupaten/ Kota	Persentase Penduduk Miskin	Kepadatan Penduduk	Tingkat Pengangguran Terbuka	PDRB Perkapita	Indeks Gini
1	Kab. Pacitan	17.22	380	1.16	8331342.83	0.36
2	Kab. Ponorogo	11.72	603	3.26	11342262.23	0.36
3	Kab. Trenggalek	14.25	540	3.14	11540652.71	0.35
4	Kab. Tulungagung	9.73	863	3.18	21394156.68	0.37
5	Kab. Blitar	10.7	638	2.86	14645926.00	0.38
6	Kab. Kediri	13.66	987	4.16	13897489.48	0.36
7	Kab. Malang	11	711	3.79	17344698.86	0.36
8	Kab. Lumajang	12.36	559	4.7	18173428.33	0.29
9	Kab. Jember	11.76	710	3.91	14274496.12	0.32
10	Kab. Banyuwangi	9.93	435	3.4	21035228.26	0.32
11	Kab. Bondowoso	15.75	478	3.75	12421827.71	0.36
12	Kab. Situbondo	14.29	393	3.31	16510610.11	0.33
13	Kab. Probolinggo	22.14	642	1.98	17593370.16	0.35
14	Kab. Pasuruan	11.53	1026	6.43	13695456.54	0.34
15	Kab. Sidoarjo	6.42	2744	5.21	38284023.38	0.36
16	Kab. Mojokerto	10.67	1061	3.42	23823000.64	0.31
17	Kab. Jombang	12.18	1077	6.69	15291187.72	0.33
18	Kab. Nganjuk	13.17	789	4.22	13787551.24	0.41
19	Kab. Madiun	13.65	591	4.16	13403095.14	0.38
20	Kab. Magetan	11.45	881	3.86	15480558.54	0.38
21	Kab. Ngawi	15.94	588	3.05	11522106.29	0.34
22	Kab. Bojonegoro	16.6	523	3.51	18223274.36	0.34
23	Kab. Tuban	17.77	567	4.25	21759349.02	0.31
24	Kab. Lamongan	16.64	677	4.98	13217118.45	0.29
25	Kab. Gresik	14.29	956	6.72	41285110.00	0.45
26	Kab. Bangkalan	24.61	702	5.32	10665685.72	0.31
27	Kab. Sampang	27.87	725	1.78	8572980.37	0.29
28	Kab. Pamekasan	19.53	1008	2.3	8325288.48	0.27
29	Kab. Sumenep	21.87	503	1.19	13529779.14	0.35
30	Kota Kediri	8.11	4038	7.85	288640247.60	0.40
31	Kota Blitar	6.72	4008	3.55	19667880.32	0.39
32	Kota Malang	5.19	7504	7.68	48591897.12	0.49
33	Kota Probolinggo	18.33	3965	5.12	26655306.85	0.29
34	Kota Pasuruan	7.87	4947	4.34	17766897.39	0.38
35	Kota Mojokerto	6.46	5972	7.32	29867702.50	0.32
36	Kota Madiun	5.35	5038	6.71	37035524.16	0.36
37	Kota Surabaya	6.23	8459	5.07	96765312.64	0.45
38	Kota Batu	4.45	963	3.41	21028625.41	0.34



#### Lampiran 4. *m-file* Estimasi Parameter SAR

```
function results = sar(y,x,W)
%MATLAB CODE Untuk Estimasi Model Spasial Lag

%Check Input Untuk SLM Model
[n nvar] = size(x);
[n1 n2] = size(W);
if n1 ~= n2
    error('sar: Ukuran Matrik W Salah');
elseif n1 ~= n
    error('sar: Ukuran Matrik W Salah');
end;

%Pendefinisian Variabel Input
results.y = y;
results.nobs = n;
results.nvar = nvar;

%Inisiasi untuk proses Iterasi dan Konvergensi
eflag = 0;
rmin = -1;
rmax = 1;
detval = 0;
convg = 0.0001;
maxit = 500;

%Tahapan penghitungan Model SLM
%melakukan proses regresi
    Wy = W*y;
    AI = x'*x;
    b0 = pinv(AI)*(x'*y);
    bd = pinv(AI)*(x'*Wy);
    e0 = y - x*b0;
    ed = Wy - x*bd;

results.eols=e0;
    options = zeros(1,18); rflag = 0;
options(1,1) = 0; options(1,2) = 1.e-6; options(14) = 500;
if nargin == 3
elseif nargin == 5, rflag = 1;
elseif nargin == 6, options(1,2) = convg;
elseif nargin == 7
options(1,2) = convg; options(1,14) = maxit;
else, error('Wrong # of arguments to sar');
end;

[n nvar] = size(x);
results.meth = 'sdm';
results.y = y;
results.nobs = n;
results.nvar = nvar;
```

#### **Lanjutan: Lampiran 4**

```
lmin = -1;
lmax = 1;
results.rmax = lmax;
results.rmin = lmin;

options = optimset('fminbnd');
[rho,fval,exitflag,output] =
fminbnd('f_sar',lmin,lmax,options,y,x,W);
results.iter = output.iterations;
results.beta = b0 - rho*bd;
results.rho = rho;
bhat = results.beta;
results.sige = (1/(n-nvar))*(e0-rho*ed)^(e0-rho*ed);
sige = results.sige;

e = (e0 - rho*ed);
yhat = (speye(n) - rho*W)\(x*bhat);
results.yhat = yhat;
results.resid = y - yhat;

parm = [results.beta
        results.rho
        results.sige];

%Menghitung nilai T-Statistik
B = eye(n) - rho*W;
BI = inv(B); WB = W*BI;
pterm = trace(WB*WB + WB*WB');
xpx = zeros(nvar+2,nvar+2); % bhat,bhat
xpx(1:nvar,1:nvar) = (1/sige)*(x'*x); % bhat,rho
xpx(1:nvar,nvar+1) = (1/sige)*x'*W*BI*x*bhat;
xpx(nvar+1,1:nvar) = xpx(1:nvar,nvar+1)'; % rho,rho
xpx(nvar+1,nvar+1) = (1/sige)*bhat'*x'*BI'*W'*W*BI*x*bhat + pterm;
xpx(nvar+2,nvar+2) = n/(2*sige*sige); %sige,sige
xpx(nvar+1,nvar+2) = (1/sige)*trace(WB); % rho,sige
xpx(nvar+2,nvar+1) = xpx(nvar+1,nvar+2);
[xpxi] = pinv(xpx);

tmp = diag(abs(xpxi(1:nvar+1,1:nvar+1)));
bvec = [results.beta results.rho];
tmps = bvec./(sqrt(tmp));
results.sigma=0;
results.tstat = tmps;
results.bstd = sqrt(tmp(1:nvar,1));
results.pstd = sqrt(tmp(nvar,1));
results.SE=(sqrt(tmp));

%Menghitung nilai R-Squared
ym = y - mean(y); % r-squared, rbar-squared
rsqr1 = results.resid'*results.resid;
rsqr2 = ym'*ym;
results.rsqr = 1.0-rsqr1/rsqr2; % r-squared
```



#### **Lanjutan: Lampiran 4**

```
rsqr1 = rsqr1/(n-nvar);
rsqr2 = rsqr2/(n-1.0);

results.meth = 'sar';
results.rmax = rmax;
results.rmin = rmin;
results.rbar = 1 - (rsqr1/rsqr2); % rbar-squared
results.lndet = detval;

function hasil=sarb(y,x1,w)
[n m]=size(y);
[n1 m1]=size(x1);

beta=[];
rho=[];
sige=[];
thit=[];
resid=[];
e0=[];
SE=[];
for i=1:m
    y1=y(:,i);
    a=sar(y1,x1,w);
    SE=[SE a.SE];
    beta=[beta a.beta];
    rho=[rho; a.rho];
    sige=[sige ;a.sige];
    thit=[thit a.tstat];
    resid=[resid a.resid];
    e0=[e0 a.eols];
end
hasil.beta=beta;
hasil.rho=rho;
hasil.sige=sige;
hasil.thit=thit;
hasil.resid=resid;
hasil.eols=e0;
[n2 m2]=size(thit);
df=n-m1;
pval=zeros(n2,m2);

for i=1:n2
    for j=1:m2
        pval(i,j)=2*(1-tcdf(abs(thit(i,j)),df));
    end
end
hasil.pvalue=pval;
hasil.SE=SE;
hasil.a=a;
```

### **Lampiran 5: m-file Estimasi Parameter SAR Bayesian**

```
function hasil=sarbayes2(y,x1,W,max_iter)
format long
[n m]=size(y);
[n1 m1]=size(x1);
satu=ones(n,1);
x=[satu x1];

sa=sarb(y,x,W); % estimasi MLE
b0=sa.beta;
eols=sa.eols;
rho0=sa.rho;
Y=zeros(1,n*m);
b01=[];X=[];Drh=[];Y=[];
for i=1:m
    b01=[b01;b0(:,i)];
    Y=[Y;y(:,i)];
    X=blkdiag(X,x);
    Drh=blkdiag(Drh,rho0(i)*W);
end
ytopi=X*b01+Drh*Y; %estimasi y topi MLE
e0=Y-ytopi; %error MLE
e01=zeros(n,m);
for i=1:m
    e01(:,i)=e0(i*n-(n-1):i*n);
end
sigma0=zeros(m,m);et=e01;
S=zeros(m,m);
for i=1:m
    for j=1:m
        sigma0(i,j)=(1/(n-m1))*e01(:,i)'*e01(:,j);
        S(i,j)=et(:,i)'*et(:,j);
    end
end
end
```

## **Lanjutan: Lampiran 5**

```
ome_E=pinv(S+pinv(sigma0));
v_E=n1+m1;
omega2=[];
omega=zeros(m,m);
for i=1:max_iter
    omegal=iwishrnd(ome_E,v_E);
    omega=omega+omegal;
    omega2=[omega2;omegal];
end
omega=omega*(1/max_iter);
omegaI=zeros(n*m,n*m);
for i=1:m
    for j=1:m
        omegaI((i*n-(n-1)):i*n,(j*n-(n-1)):j*n)=(omega(i,j)*eye(n));
    end
end
sige=diag(sigma0);
sigel=[];
for i=1:m
    sigel=blkdiag(sigel,(sige(i)*x'*x));
end
A=eye((n*m))-Drh;
ybin=A*Y;

sig_topi=X'*omegaI*X;
b_topi=pinv(sig_topi)*X'*omegaI*ybin;
sig_E=(sig_topi+sigel);
b_E=pinv(sig_E)*(sig_topi*b_topi+sigel*b01);

lamdamin=-1;
lamdamax=1;
beta2=[];
rho2=[];
for i=1:max_iter
    i
    beta1=mvnrnd(b_E,sig_E);
    beta2=[beta2;beta1];
    rho1=unifrnd(lamdamin,lamdamax,m,1);
    rho2=[rho2 rho1];
end

beta=mean(beta2)';
rho=mean(rho2)';
hasil.beta=beta;
hasil.rho=rho;
hasil.omega=omega;
hasil.betasemua=beta2;
hasil.rhosemua=rho2;
```



### **Lampiran 6: m-file Estimasi Parameter SUR-SAR Bayesian**

```
function hasil=bayes2(y,x,W,max_iter)
[n m]=size(y);
[n1 m1]=size(x);
nvar=m1+1;
satu=ones(n,1);
x1=[satu x];

beta=[];
rho=[];

sa=sarb(y,x1,W);
hasil.betamle=sa.beta;
hasil.rhomle=sa.rho;
hasil.SE_mle=sa.SE;
hasil.SE_betamle=hasil.SE_mle(1:6,:);
hasil.SE_rhomle=(hasil.SE_mle(7,:))';
hasil.tvalue_betamle=hasil.betamle./hasil.SE_betamle;
hasil.tvalue_rhomle=hasil.rhomle./hasil.SE_rhomle;
df=n-nvar;
hasil.pvalue_betamle=2*(1-tcdf(abs(hasil.tvalue_betamle),df));
hasil.pvalue_rhomle=(2*(1-tcdf(abs(hasil.tvalue_rhomle),df)))';

aa=sarbayes2(y,x,W,max_iter);
beta=aa.betasemua';
rho=aa.rhosemua';

betal=mean(beta)';
rhol=mean(rho)';
xlswrite('rho.xlsx',rho);
xlswrite('beta.xlsx',beta);

hasil.beta_bayes=betal;
hasil.rho_bayes=rhol;
hasil.beta_semua=beta;
hasil.rhol_semua=rho;
Y=zeros(1,n*m);
b01=[];X=[];Drhbayes=[];Y=[];betamle=[];Drhmle=[];WW=[];
betalb=zeros(6,3);
for i=1:m
    Y=[Y;y(:,i)];
    X=blkdiag(X,x1);
    Drhbayes=blkdiag(Drhbayes,sa.rho(i)*W);
    Drhmle=blkdiag(Drhbmle,rhol(i)*W);
    betamle=[betamle;sa.beta(:,i)];
    WW=blkdiag(WW,W);
    betalb(:,i)=betal(i*6-5:i*6);
end
```

## **Lanjutan: Lampiran 6**

```
Ye_mle=X*betamle+Drhmle*Y;
Ye_bayes=X*beta1+Drhbayes*Y;
e_mle=Y-Ye_mle;
e_bayes=Y-Ye_bayes;
SSE_mle=zeros(1,m);
SSE_bayes=zeros(1,m);
SSR_mle=zeros(1,m);
SSR_bayes=zeros(1,m);
Rsqr_mle=zeros(1,m);
Rsq_bayes=zeros(1,m);
for i=1:m
    SSE_mle(i)=sum((e_mle((i*n-(n-1)):i*n)).^2);
    SSE_bayes(i)=sum((e_bayes((i*n-(n-1)):i*n)).^2);
    SSR_mle(i)=sum((Ye_mle((i*n-(n-1)):i*n)-mean(Y((i*n-(n-1)):i*n))).^2);
    SSR_bayes(i)=sum((Ye_bayes((i*n-(n-1)):i*n)-mean(Y((i*n-(n-1)):i*n))).^2);
    Rsqr_mle(i)=(SSR_mle/(SSR_mle+SSE_mle)*100);
    Rsq_bayes(i)=(SSR_bayes/(SSR_bayes+SSE_bayes)*100);
end
for i=1:m
    bhat=sa.beta(:,i);
    e_bayes1=e_mle(i*nvar-(nvar-1):nvar*i,:);
    sig_e = (1/(n-nvar))*(e_bayes1)'*(e_bayes1);
end

esmin=zeros(18,1);
esmax=zeros(18,1);
rhomin=zeros(3,1);
rhomax=zeros(3,1);
size(beta)
for i=1:18

    esmin(i)=quantile(beta(i,:),0.025);
    esmax(i)=quantile(beta(i,:),0.975);
end
for i=1:3
    rhomin(i)=quantile(rho(i,:),0.025);
    rhomax(i)=quantile(rho(i,:),0.975);

end
hasil.es=[esmin esmax];
hasil.esrho=[rhomin rhomax];
hasil.Rsq_bayes=Rsq_bayes';
hasil.Rsq_mle=Rsq_mle';

%OLS
b_ols=pinv(X'*X)*X'*Y;
e_ols=Y-X*b_ols;
e_ols1=zeros(n,3);
for i=1:m
    e_ols1(:,i)=e_ols(n*i-(n-1):i*n,1);
end
```

## **Lanjutan: Lampiran 6**

```
% menghitung Morans I
I1=(e_ols1'*W*e_ols1)/(e_ols1'*e_ols1);
I=diag(I1);
hasil.moranI=I;

% menghitung elasticity
ybar=mean(y);
xbar=mean(x1);
elas=zeros(6,m);
for i=1:m
    for j=1:6
        elas(j,i)=betalb(j,i)*xbar(j)/ybar(i);
    end
end
hasil.elas=elas;

%SE
Sp=[beta;rho];
Sp1=[betal;rho1];
bkecil=30;%banyaknya grup untuk SE
Vse=max_iter/bkecil;
bse=zeros(1,Vse);
sea=zeros(bkecil,1);
SE=zeros(21,1);
sdev=zeros(21,1);
for i=1:21
    sdev(i)=sqrt(var(Sp(i,:)));
    for j=1:bkecil
        bse=1/Vse*Sp(i,(j-1)*Vse+1:j*Vse); %mencari var masing-
masing grup
        sea(j)=(mean(bse)-Sp1(i))^2;%stdeviasi grup
    end
    SE(i)=sqrt((sum(sea))/(bkecil*(bkecil-1))); %SE
end
hasil.SE_bayes=SE(1:18);
hasil.SE_bayesrho=SE(19:21);
hasil.SD_bayes=sdev(1:18);
hasil.SD_bayesrho=sdev(19:21);

for i=1:21
    i
    hist(Sp(i,:),100)
    disp('press any key to continu...')
    pause
end
end
```



## **Lampiran 7. Hasil Estimasi Parameter Model SUR-SAR**

Hasil =

betamle: [6x3 double]  
rhomle: [3x1 double]  
SE\_mle: [7x3 double]  
SE\_betamle: [6x3 double]  
SE\_rhomle: [3x1 double]  
tvalue\_betamle: [6x3 double]  
tvalue\_rhomle: [3x1 double]  
pvalue\_betamle: [6x3 double]  
pvalue\_rhomle: [3x1 double]  
beta\_bayes: [18x1 double]  
rho\_bayes: [3x1 double]  
beta\_semua: [18x120000 double]  
rho1\_semua: [3x120000 double]  
es: [18x2 double]  
esrho: [3x2 double]  
Rsqr\_bayes: [3x1 double]  
Rsqr\_mle: [3x1 double]  
morani: [3x1 double]  
elas: [6x3 double]  
SE\_bayes: [18x1 double]  
SE\_bayesrho: [3x1 double]  
SD\_bayes: [18x1 double]  
SD\_bayesrho: [3x1 double]

### **Lanjutan: Lampiran 7**

>> A.betamle

ans =

1.0e+002 \*

0.235883882670932	-0.345339095240263	-0.051997135060310
-0.005319951894976	-0.010998549625915	-0.004121786432856
0.002414076348805	0.010195699766683	0.002811027241328
-0.011462423166773	-0.007802466105297	-0.006064258296168
-0.000077454059387	-0.001524686324154	0.000115432295817
-0.115381905347571	1.957364761931573	0.675288108818854

>> A.rhomle

ans =

0.202699801112519
-0.157292784942255
-0.371401443548013

>> A.pvalue\_betamle

ans =

0.155122042884089	0.426657782501726	0.708184676539866
0.131362177153631	0.234179435231783	0.167625121721558
0.016980293593877	0.000363197377498	0.001836493330742
0.327746690385291	0.801423769592130	0.547780842202878
0.838008660424544	0.133989004069654	0.720881678381009
0.764194548667454	0.063518078811851	0.046916169591669

>> A.pvalue\_rhomle

ans =

0.266957796610568
0.389203197438724
0.038516124607723

### **Lanjutan: Lampiran 7**

```
>> A.SE_betamle
```

```
ans =
```

```
1.0e+002 *
```

```
0.162003076313340 0.428896244893590 0.137686392288397  
0.003435790734845 0.009070619304638 0.002919282616048  
0.000958525935215 0.002557197282426 0.000827450528726  
0.011533223272475 0.030766323217703 0.009981679231673  
0.000375785052358 0.000991633499725 0.000320248052514  
0.381371040426586 1.018278050181566 0.326719609516271
```

```
>> A.SE_rhomle
```

```
ans =
```

```
0.179411865380307  
0.180188870249603  
0.172084086418967
```

```
>> A.rho_bayes
```

```
ans =
```

```
1.0e-003 *
```

```
-0.687807304008471  
0.710205513198449  
-0.799912380690751
```



### Lanjutan: Lampiran 7

```
>> A.beta_bayes
```

```
ans =
```

```
1.0e+002 *
```

```
0.235085788396768
```

```
-0.017258180256448
```

```
0.004506669212413
```

```
-0.011517893023797
```

```
0.010550738210109
```

```
-0.115770007446053
```

```
-0.345821130779139
```

```
-0.011106661867856
```

```
-0.004113935997085
```

```
-0.014815825499281
```

```
-0.010180567942334
```

```
1.957371361560873
```

```
-0.051312780235084
```

```
0.003128517988578
```

```
0.066305295556012
```

```
-0.004354131713919
```

```
-0.051960612849312
```

```
0.675625112991975
```

```
>> A.esrho
```

```
ans =
```

```
-0.949995053440336 0.950091324937245
```

```
-0.949524114627540 0.949684786880332
```

```
-0.949888967395611 0.950867433619344
```

### Lanjutan: Lampiran 7

>> A.es

ans =

1.0e+004 \*

-0.008265479648887 0.012986093858421  
-0.150604488515197 0.149943539406780  
-0.289772948256201 0.289348778659404  
-0.048283336241361 0.048091952682361  
-0.561915294538849 0.565741834532230  
-0.004920319890293 0.002619792336809

-0.031297647818351 0.024530332275205  
-0.395278636668710 0.397211447336656  
-0.764077881638173 0.763930916439942  
-0.127120505484268 0.126927196202722  
-1.497798226950780 1.488669254638831  
**0.009681033472174 0.029490644769474**

-0.009588944129848 0.008419537498128  
-0.128159480238821 0.127066021751367  
-0.244651908641210 0.246295353163205  
-0.041198285191372 0.040874432086880  
-0.479134819073203 0.478467679361633  
**0.003537380985024 0.009935112950925**

>> A.Rsq\_bayes

ans =

51.417884085406683  
44.578312054129377  
49.952679766569410

>> A.Rsq\_mle

ans =

33.714462948270167  
61.623728098129725  
61.587313175613268

### **Lanjutan: Lampiran 7**

>> A.elas

ans =

```
1.682980399223285 -1.247030078725305 -0.406904350779045
-1.617255358206441 -0.524251725155653 0.324740428359514
0.570983442358716 -0.262541573106822 9.305295140729019
-0.348791658750034 -0.225991249834348 -0.146052406447270
2.117681935507571 -1.029254113310669 -11.552241366415513
-0.292042275754078 2.487113544439181 1.887858986427910
```

>> A.SE\_bayes

ans =

```
4.364342139486394
0.320396699943667
0.083671995311013
0.213828492377105
0.195885591548229
2.149257619620213

6.420131749674416
0.206198942829443
0.076437588584835
0.275054766242966
0.189066603244613
36.338386823913169

0.952616194712824
0.058082180516150
1.230950835887807
0.080834099152432
0.964644574314082
12.542906872953665
```



### **Lanjutan: Lampiran 7**

```
>> A.SE_bayesrho
```

```
ans =
```

```
1.0e-003 *  
0.127691364606142  
0.131849506317786  
0.148503784993191
```

```
>> A.SD_bayes
```

```
ans =
```

```
1.0e+003 *  
0.054078084710764  
0.766546698568805  
1.479125958642566  
0.245842311075077  
2.878688791338372  
0.019209338222790
```

```
0.142443625111765  
2.019860608348465  
3.901889879224990  
0.647953251246313  
7.610220668535159  
0.050646659083925
```

```
0.045918783051906  
0.650881244117200  
1.253485935447417  
0.208900849747784  
2.449099765287945  
0.016316019383563
```

```
>> A.SD_bayesrho
```

```
ans =
```

```
0.577436812304027  
0.576892833538672  
0.577164460912919
```

## **Lampiran 8. Hasil Model Regresi linier Berganda**

### **1. Model Persamaan tingkat Kasus Kekerasan**

**Model Summary<sup>b</sup>**

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.552 <sup>a</sup>	.305	.196	9.05392

a. Predictors: (Constant), Indeks Gini, Tingkat Pengangguran Terbuka, PDRB Perkapita, Persentase Penduduk miskin, Kepadatan Penduduk

b. Dependent Variable: Kekerasan

**ANOVA<sup>b</sup>**

Model	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1 Regression	1149.754	5	229.951	2.805	.033 <sup>a</sup>
Residual	2623.152	32	81.973		
Total	3772.906	37			

a. Predictors: (Constant), Indeks Gini, Tingkat Pengangguran Terbuka, PDRB Perkapita, Persentase Penduduk miskin, Kepadatan Penduduk

b. Dependent Variable: Kekerasan

**Coefficients<sup>a</sup>**

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	Sig.
		B	Std. Error	Beta	
1	(Constant)	26.964	16.486		.112
	Persentase Penduduk miskin	-.540	.350	-.296	.133
	Kepadatan Penduduk	.002	.001	.488	.023
	Tingkat Pengangguran Terbuka	-1.124	1.167	-.189	.342
	PDRB Perkapita	-.012	.038	-.056	.750
	Indeks Gini	-14.060	38.607	-.065	.718

a. Dependent Variable: Kekerasan

## **Lanjutan: Lampiran 8**

### **2. Model Persamaan tingkat Kasus Pencurian**

**Model Summary<sup>b</sup>**

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.790 <sup>a</sup>	.624	.565	23.64741

a. Predictors: (Constant), Indeks Gini, Tingkat Pengangguran Terbuka, PDRB Perkapita, Persentase Penduduk miskin, Kepadatan Penduduk

b. Dependent Variable: Pencurian

**ANOVA<sup>b</sup>**

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	29660.235	5	5932.047	10.608	.000 <sup>a</sup>
	Residual	17894.407	32	559.200		
	Total	47554.642	37			

a. Predictors: (Constant), Indeks Gini, Tingkat Pengangguran Terbuka, PDRB Perkapita, Persentase Penduduk miskin, Kepadatan Penduduk

b. Dependent Variable: Pencurian

**Coefficients<sup>a</sup>**

Model		Unstandardized Coefficients		Std. Coef	Sig.
		B	Std. Error	Beta	
1	(Constant)	-33.218	43.059		.446
	Persentase Penduduk miskin	-1.123	.913	-.173	.228
	Kepadatan Penduduk	.010	.003	.620	.000
	Tingkat Pengangguran Terbuka	-1.068	3.047	-.051	.728
	PDRB Perkapita	-.144	.100	-.185	.159
	Indeks Gini	186.241	100.836	.243	.074

a. Dependent Variable: Pencurian



### Lanjutan: Lampiran 8

#### 3. Model Persamaan Tingkat Kasus Penipuan

**Model Summary<sup>b</sup>**

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.792 <sup>a</sup>	.627	.568	7.91617

a. Predictors: (Constant), Indeks Gini, Tingkat Pengangguran Terbuka, PDRB Perkapita, Persentase Penduduk miskin, Kepadatan Penduduk

b. Dependent Variable: Penipuan

**ANOVA<sup>b</sup>**

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	3364.171	5	672.834	10.737	.000 <sup>a</sup>
	Residual	2005.305	32	62.666		
	Total	5369.476	37			

a. Predictors: (Constant), Indeks Gini, Tingkat Pengangguran Terbuka, PDRB Perkapita, Persentase Penduduk miskin, Kepadatan Penduduk

b. Dependent Variable: Penipuan

**Coefficients<sup>a</sup>**

Model		Unstandardized Coefficients		Std. Coef	Sig.
		B	Std. Error	Beta	
1	(Constant)	-6.585	14.415		.651
	Persentase Penduduk miskin	-.405	.306	-.186	.195
	Kepadatan Penduduk	.003	.001	.555	.001
	Tingkat Pengangguran Terbuka	-1.125	1.020	-.159	.278
	PDRB Perkapita	.020	.033	.078	.548
	Indeks Gini	65.551	33.756	.255	.061

a. Dependent Variable: Penipuan

### **Lanjutan: Lampiran 8**

#### **Correlations of Error**

		<b>Correlations</b>		
		Unstandardized Residual	Unstandardized Residual	Unstandardized Residual
Unstandardized Residual	Correlation	1	.474**	.645**
	Sig. (2-tailed)		.003	.000
	N	38	38	38
Unstandardized Residual	Correlation	.474**	1	.723**
	Sig. (2-tailed)	.003		.000
	N	38	38	38
Unstandardized Residual	Correlation	.645**	.723**	1
	Sig. (2-tailed)	.000	.000	
	N	38	38	38

\*\* . Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

### Lanjutan: Lampiran 8

#### Correlations of all variable

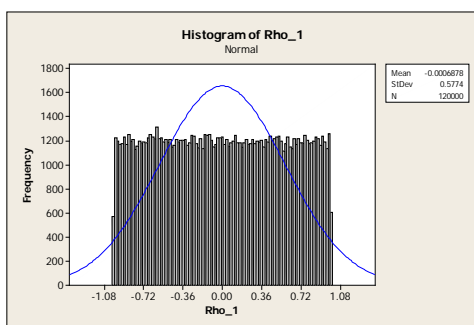
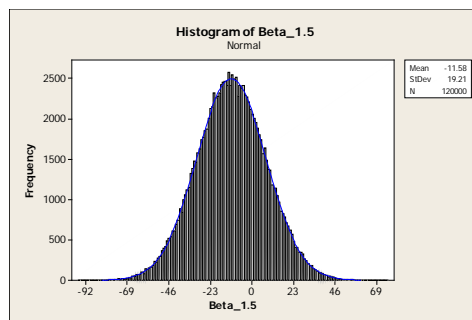
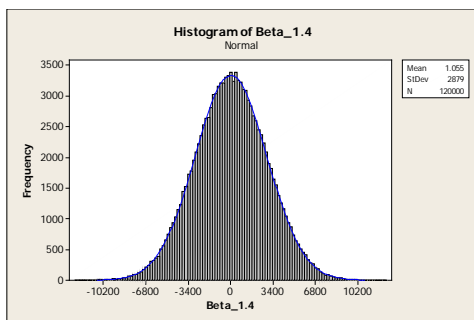
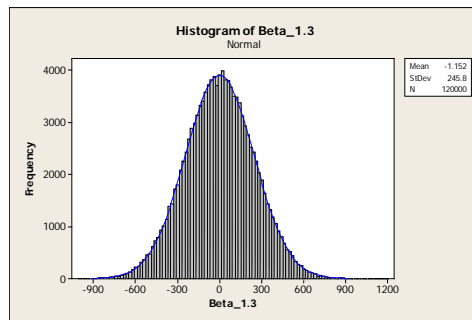
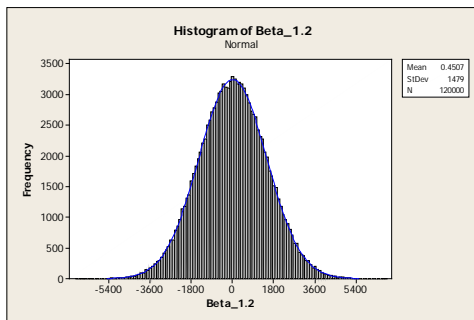
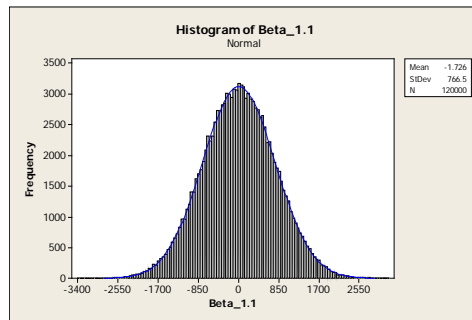
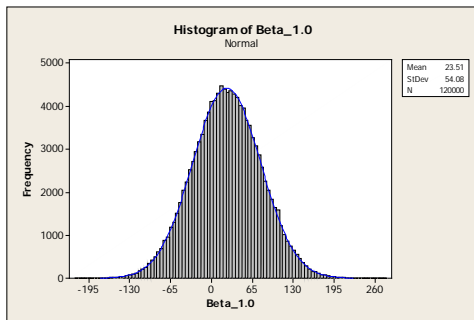
**Correlations**

	Y <sub>1</sub>	Y <sub>2</sub>	Y <sub>3</sub>	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>	X <sub>5</sub>
Y <sub>1</sub> Correlation	1	.641**	.717**	-.422**	.487**	.188	.128	.234
Sig. (2-tailed)		.000	.000	.008	.002	.258	.443	.158
N	38	38	38	38	38	38	38	38
Y <sub>2</sub> Correlation	.641**	1	.870**	-.552**	.725**	.379*	.191	.547**
Sig. (2-tailed)	.000		.000	.000	.000	.019	.249	.000
N	38	38	38	38	38	38	38	38
Y <sub>3</sub> Correlation	.717**	.870**	1	-.561**	.723**	.371*	.382*	.589**
Sig. (2-tailed)	.000	.000		.000	.000	.022	.018	.000
N	38	38	38	38	38	38	38	38
X <sub>1</sub> Correlation	-.422**	-.552**	-.561**	1	-.551**	-.496**	-.303	-.487**
Sig. (2-tailed)	.008	.000	.000		.000	.002	.064	.002
N	38	38	38	38	38	38	38	38
X <sub>2</sub> Correlation	.487**	.725**	.723**	-.551**	1	.571**	.427**	.484**
Sig. (2-tailed)	.002	.000	.000	.000		.000	.008	.002
N	38	38	38	38	38	38	38	38
X <sub>3</sub> Correlation	.188	.379*	.371*	-.496**	.571**	1	.482**	.326*
Sig. (2-tailed)	.258	.019	.022	.002	.000		.002	.046
N	38	38	38	38	38	38	38	38
X <sub>4</sub> Correlation	.128	.191	.382*	-.303	.427**	.482**	1	.345*
Sig. (2-tailed)	.443	.249	.018	.064	.008	.002		.034
N	38	38	38	38	38	38	38	38
X <sub>5</sub> Correlation	.234	.547**	.589**	-.487**	.484**	.326*	.345*	1
Sig. (2-tailed)	.158	.000	.000	.002	.002	.046	.034	
N	38	38	38	38	38	38	38	38

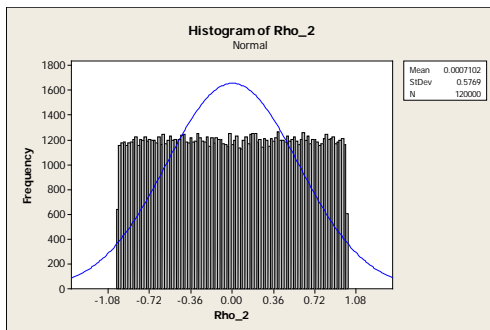
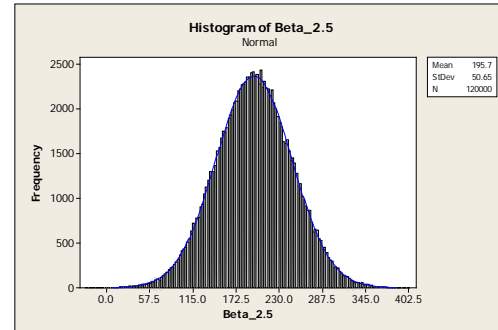
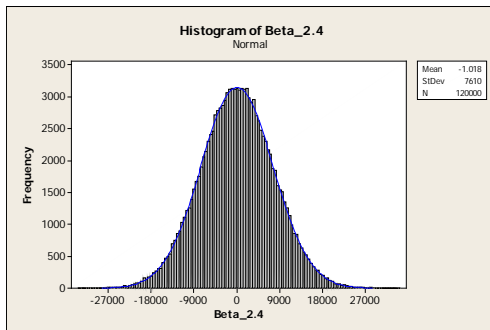
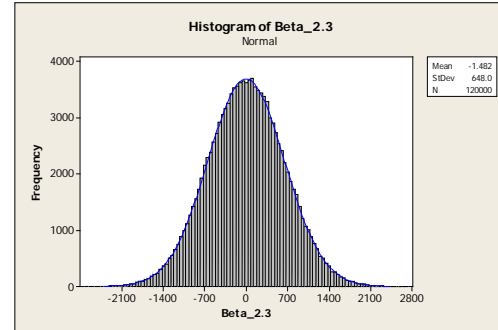
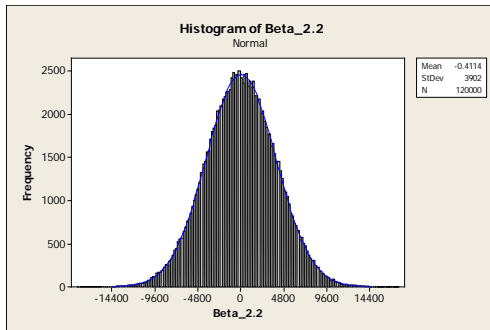
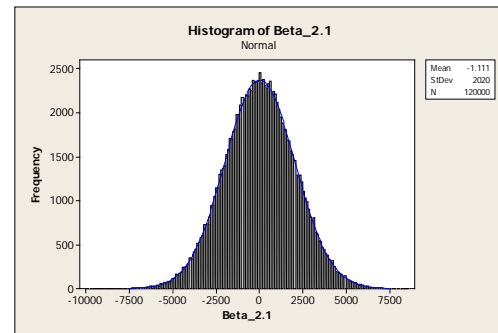
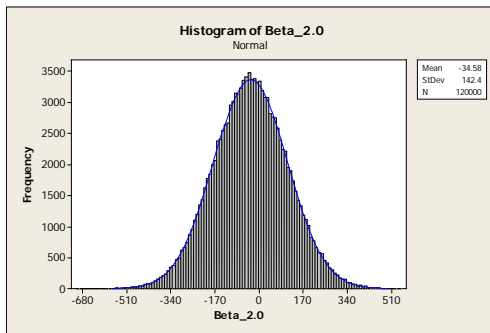
\*. Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed).



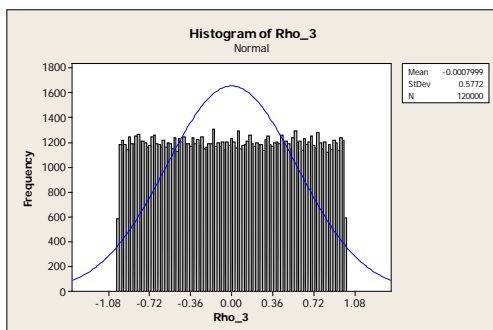
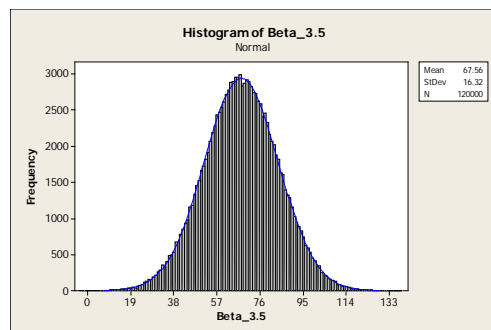
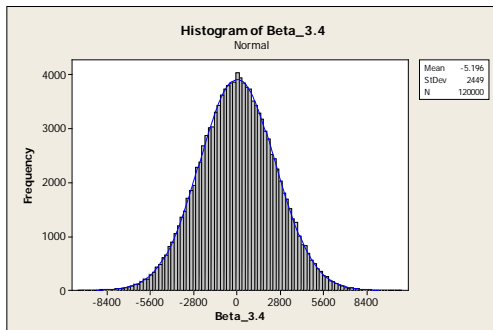
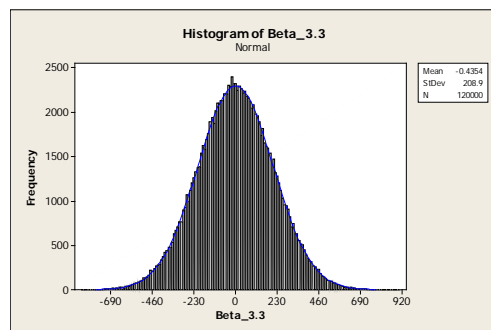
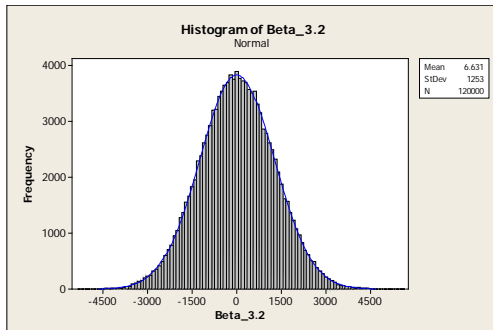
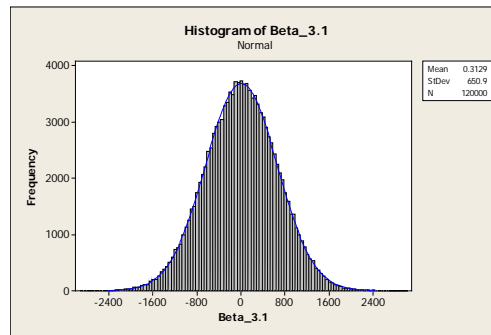
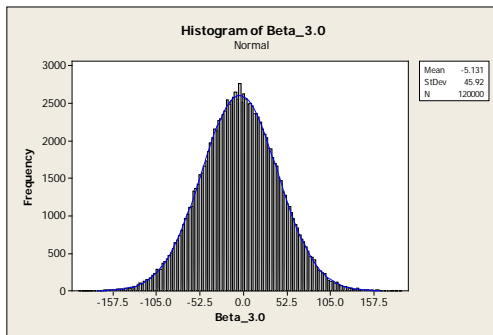
## Lampiran 9. Histogram Persamaan Tingkat Kasus Kekerasan



## Lampiran 10 . Histogram Persamaan Tingkat Kasus Pencurian



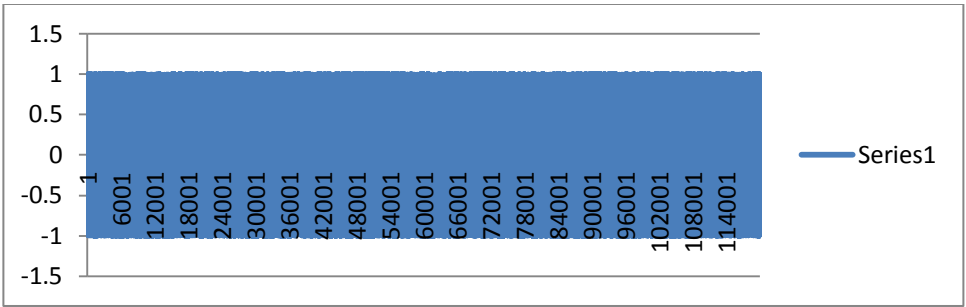
## Lampiran 11. Histogram Persamaan Tingkat Kasus Penipuan



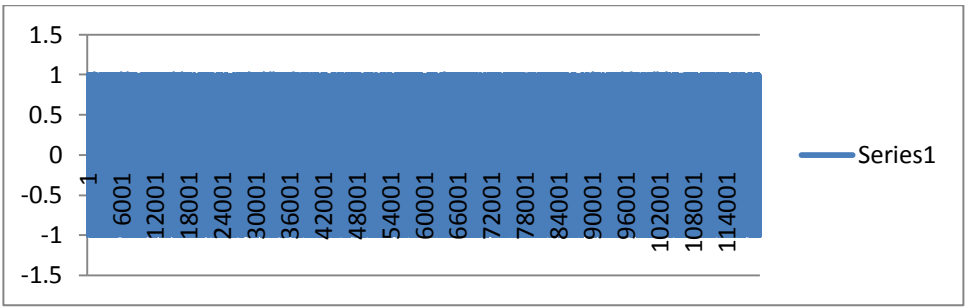


**Lampiran 12. Trace Plot Parameter Model**

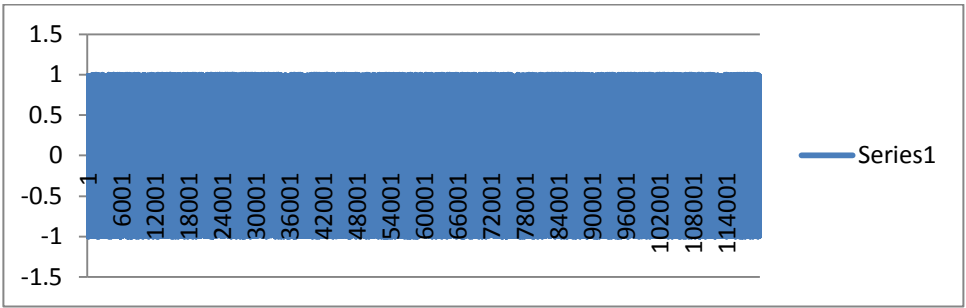
Rho\_1



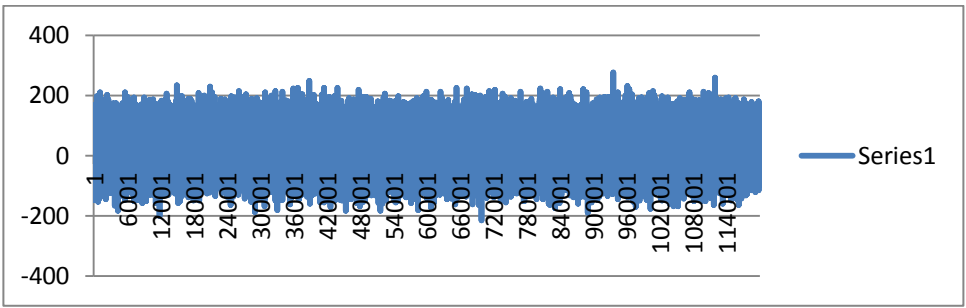
Rho\_2



Rho\_3

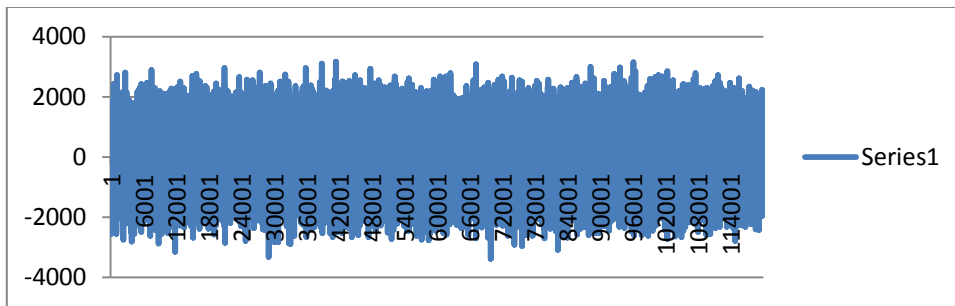


Beta\_1.0

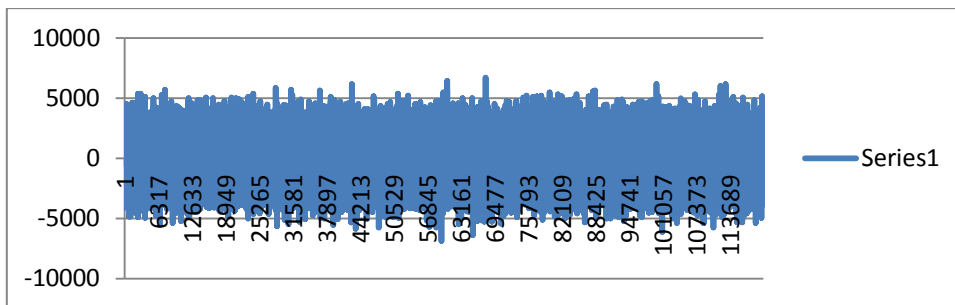


## Lanjutan: Lampiran 12

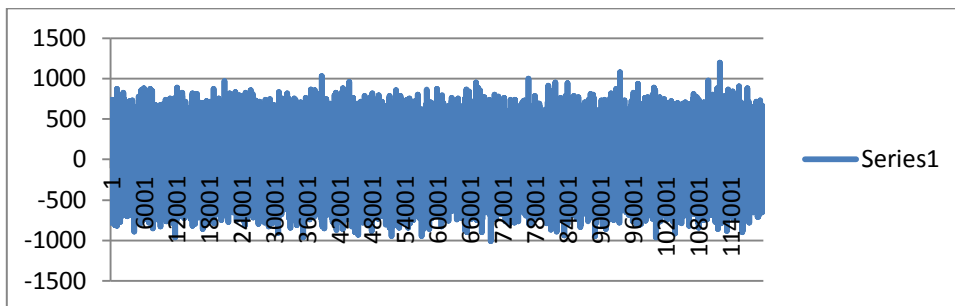
Beta\_1.1



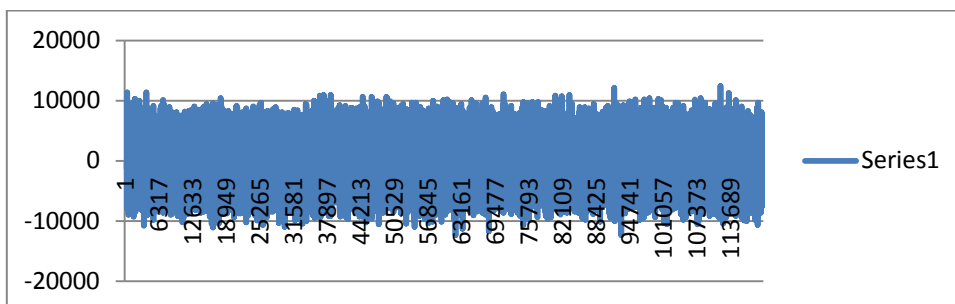
Beta\_1.2



Beta\_1.3

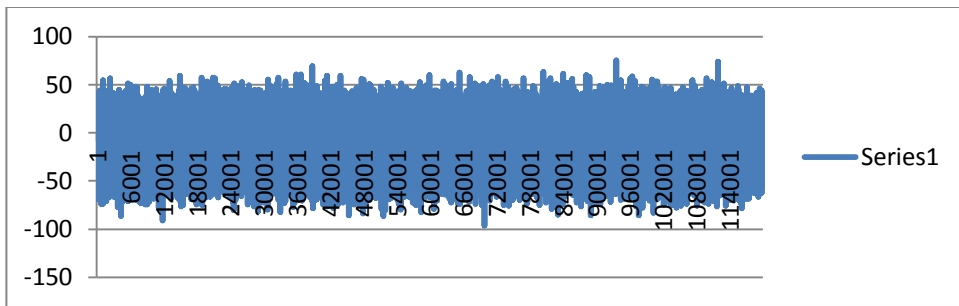


Beta\_1.4

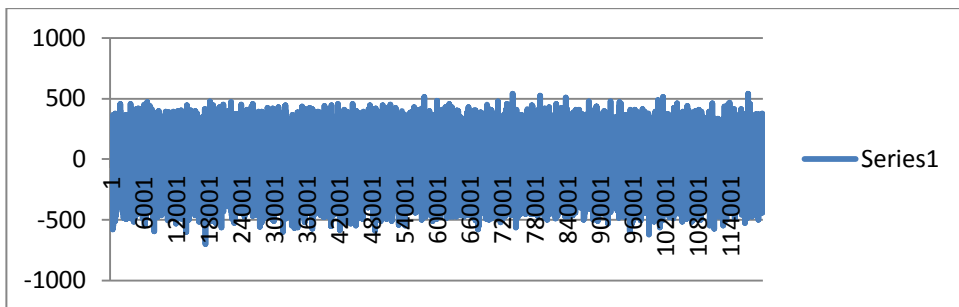


## Lanjutan: Lampiran 12

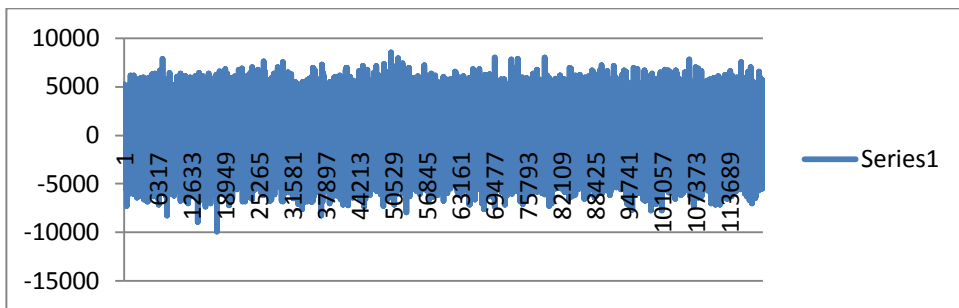
Beta\_1.5



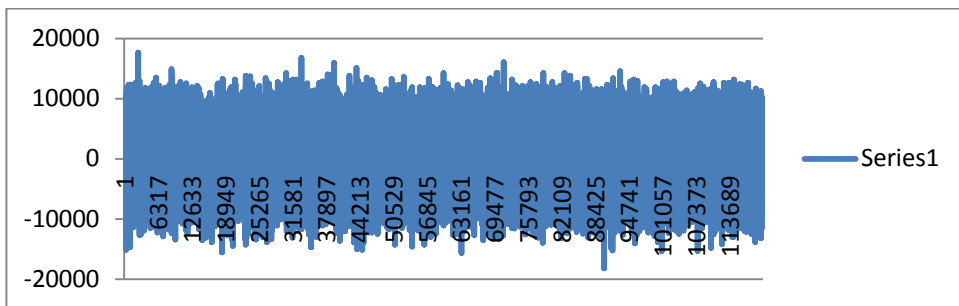
Beta\_2.0



Beta\_2.1



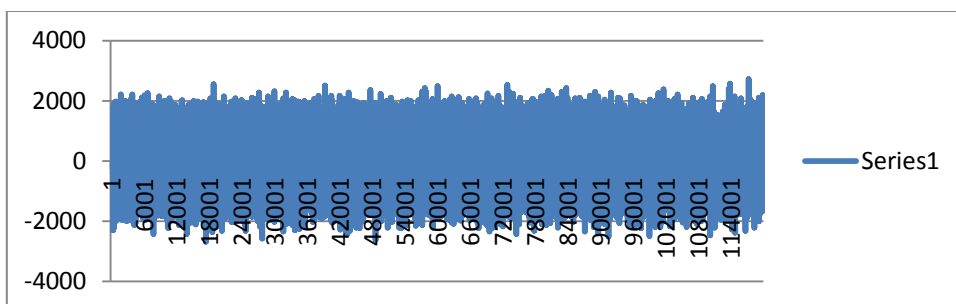
Beta\_2.2



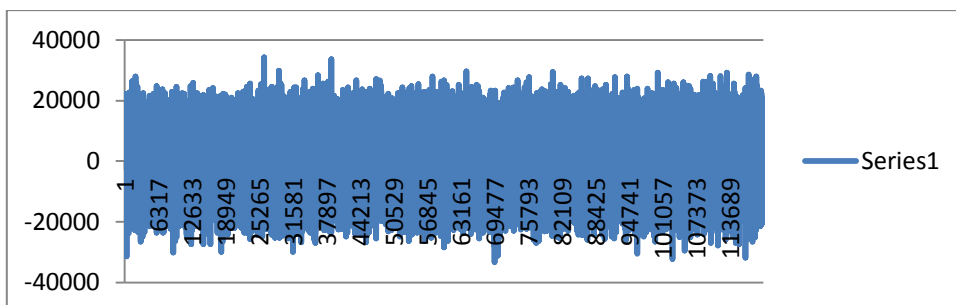


## Lanjutan: Lampiran 12

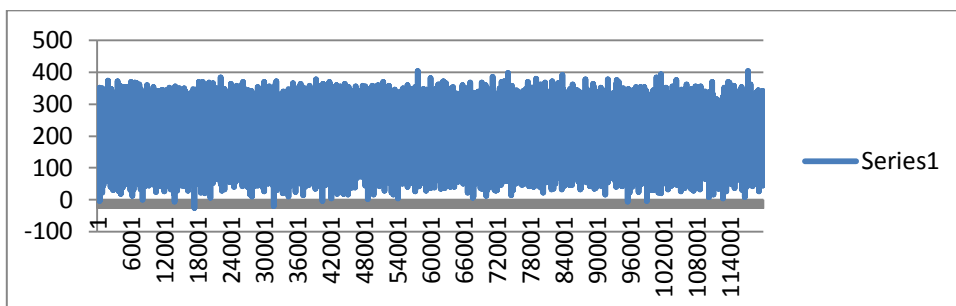
Beta\_2.3



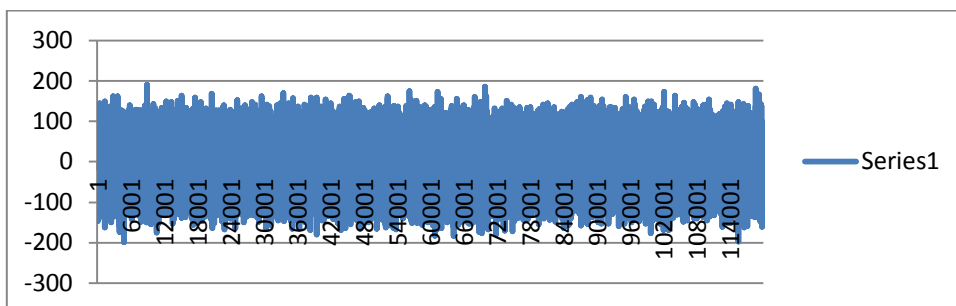
Beta\_2.4



Beta\_2.5

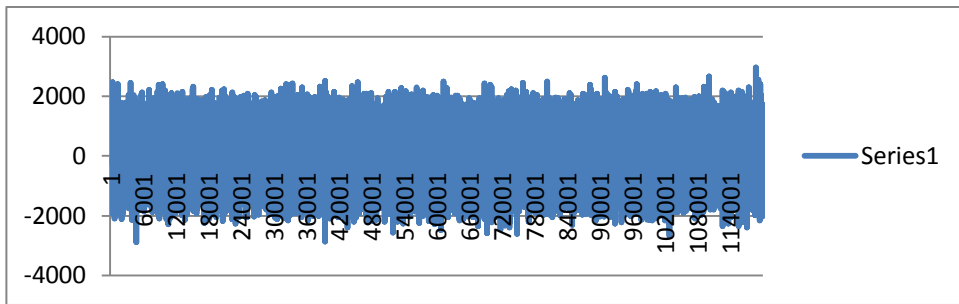


Beta\_3.0

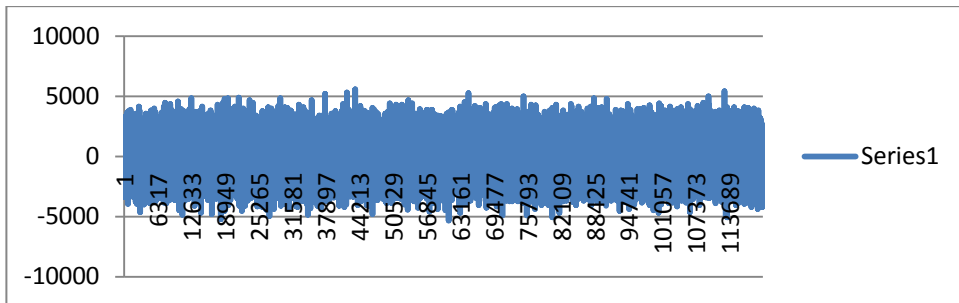


## Lanjutan: Lampiran 12

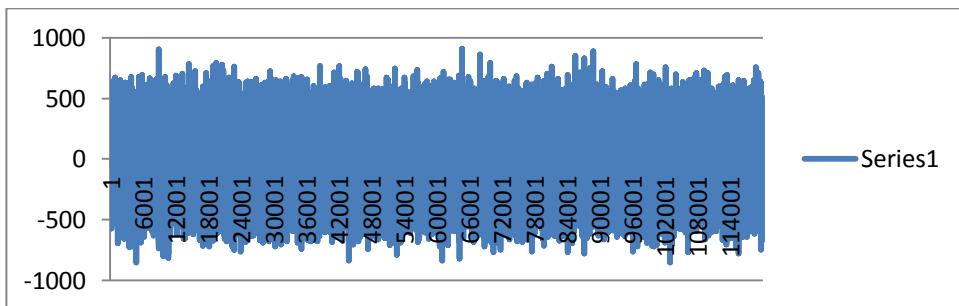
Beta\_3.1



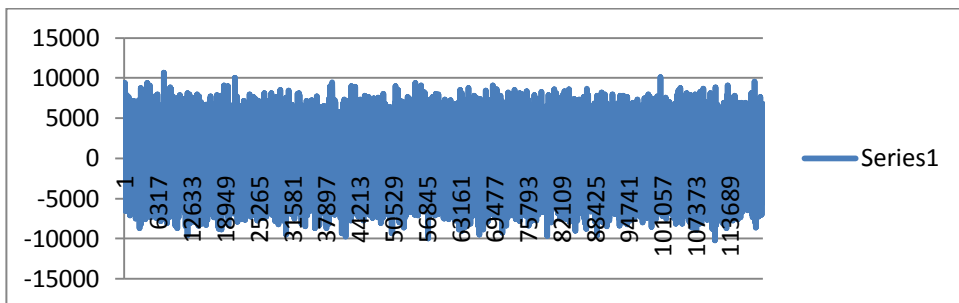
Beta\_3.2



Beta\_3.3

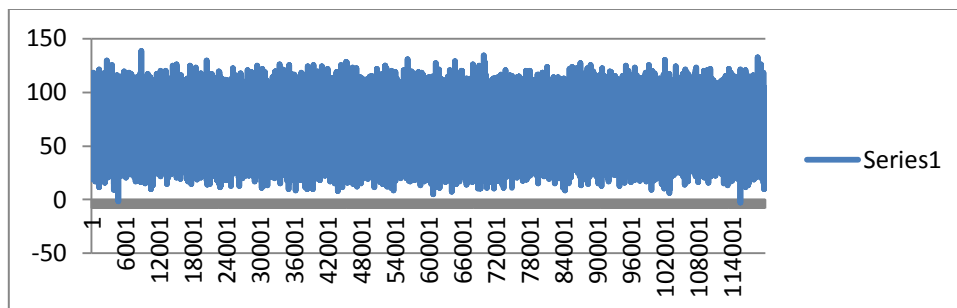


Beta\_3.4



## **Lanjutan: Lampiran 12**

Beta\_3.5





### Lampiran 13. Matrik Pembobot *Customized*

[illegible]